



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

**FAKULTA ELEKTROTECHNIKY
A KOMUNIKAČNÍCH TECHNOLOGIÍ**

FACULTY OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMMUNICATION

ÚSTAV BIOMEDICÍNSKÉHO INŽENÝRSTVÍ

DEPARTMENT OF BIOMEDICAL ENGINEERING

**DETEKCE KOMOROVÝCH EXTRASYSTOL V
DLOUHODOBÝCH SIGNÁLECH EKG**

DETECTION OF VENTRICULAR PREMATURE BEATS IN LONG-TERM ECG

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Martin Šagát

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Lucie Maršánová

BRNO 2018

Bakalářská práce

bakalářský studijní obor **Biomedicínská technika a bioinformatika**

Ústav biomedicínského inženýrství

Student: Martin Šagát

ID: 186199

Ročník: 3

Akademický rok: 2017/18

NÁZEV TÉMATU:

Detekce komorových extrasystol v dlouhodobých signálech EKG

POKYNY PRO VYPRACOVÁNÍ:

1) Seznamte se s podstatou patofyziologie komorových extrasystol a jejich projevy v EKG signálu. 2) Nastudujte a popište základní principy a metody používané pro automatickou detekci komorových extrasystol. 3) Vyberte si alespoň tři různé metody detekce komorových extrasystol (nebo navrhňte novou) a realizujte je v programovém prostředí Matlab. Proveďte základní testování funkčnosti algoritmů na několika vybraných EKG signálech. 4) Navržené algoritmy optimalizujte a otestujte je na signálech z databáze MIT-BIH arrhythmia. 5) Zkombinujte navržené metody dohromady a proveďte vyhodnocení úspěšnosti detekce tímto způsobem. 6) Dosažené výsledky shrňte, diskutujte a porovnejte s výsledky dosaženými ostatními autory.

DOPORUČENÁ LITERATURA:

[1] CHRISTOV, I. et al. Comparative study of morphological and time-frequency ECG descriptors for heartbeat classification. Medical Engineering 28, 876-887 (2006).

[2] CURTIS, M.J. et al. The Lambeth Conventions (II): Guidelines for the study of animal and human ventricular and supraventricular arrhythmias. Pharmacology and Therapeutics. 2013, 139: 213-248.

Termín zadání: 5.2.2018

Termín odevzdání: 25.5.2018

Vedoucí práce: Ing. Lucie Maršánová

Konzultant:

prof. Ing. Ivo Provazník, Ph.D.
předseda oborové rady

UPOZORNĚNÍ:

Autor bakalářské práce nesmí při vytváření bakalářské práce porušit autorská práva třetích osob, zejména nesmí zasahovat nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a musí si být plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

Abstrakt

Práce se zabývá problematikou komorových extrasystol a způsoby jejich automatické detekce. Teoreticky popisuje základní fyziologické činnosti srdce a princip jejich měření. Detailněji rozebírá vznik a projevy komorových extrasystol v EKG. Práce také rozebírá různé metody detekce komorových extrasystol. V rámci této práce byly za pomoci programu Matlab realizovány 3 způsoby detekce komorových extrasystol. První metoda je založena na výpočtu morfologických parametrů ze srdečních cyklů, další vychází z vlnkové transformace signálu a poslední využívá výpočet energie signálu. Všechny metody byly otestovány na celé MIT-BIH Arrhythmia databázi.

Klíčová slova

EKG, QRS komplex, arytmie, extrasystola, komorové extrasystoly, morfologické parametry, vlnková transformace, energie signálu

Abstract

The thesis deals with problems of premature ventricular complexes and ways of their detection. Heart's basic physiological activities and the principle of their measurement are described in the theoretical part of the thesis. It deals specifically with the appearance and manifestations of ventricular extrasystoles in the ECG. The thesis also discusses various ways of detecting premature ventricular complexes. In this thesis, detection based on morphological features, wavelet transform and signal energy was used. All methods were implemented using Matlab and tested on all signals of the MIT-BIH Arrhythmia database.

Keywords

ECG, QRS complex, arrhythmia, premature complexes, premature ventricular complexes, morphological features, wavelet transform, signal energy

Bibliografická citace:

ŠAGÁT, M. *Detekce komorových extrasystol v dlouhodobých signálech EKG*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2018. 57s. Vedoucí bakalářské práce: Ing. Lucie Maršánová

Prohlášení

Prohlašuji, že svou závěrečnou práci na téma „Detekce komorových extrasystol v dlouhodobých signálech EKG“ jsem vypracoval samostatně pod vedením vedoucího bakalářské práce a s použitím odborné literatury a dalších informačních zdrojů, které jsou všechny citovány v práci a uvedeny v seznamu literatury na konci práce.

Jako autor uvedené závěrečné práce dále prohlašuji, že v souvislosti s vytvořením této závěrečné práce jsem neporušil autorská práva třetích osob, zejména jsem nezasáhl nedovoleným způsobem do cizích autorských práv osobnostních a jsem si plně vědom následků porušení ustanovení § 11 a následujících autorského zákona č. 121/2000 Sb., včetně možných trestněprávních důsledků vyplývajících z ustanovení části druhé, hlavy VI. díl 4 Trestního zákoníku č. 40/2009 Sb.

V Brně dne

.....
podpis autora

Poděkování

Děkuji vedoucímu bakalářské práce Ing. Lucii Maršánové za účinnou metodickou, pedagogickou a odbornou pomoc a další cenné rady při zpracování mé bakalářské práce.

V Brně dne

.....
podpis autora

Obsah

Úvod	2
1 Srdce	3
1.1 Prevodný systém srdca	3
1.2 Elektrofyziológia srdca	4
1.3 EKG	5
1.4 EKG zvody	5
1.5 Fyziologická krivka EKG	8
1.6 Srdcový rytmus	11
1.7 Arytmie	11
2 Komorové extrasystoly	13
2.1 Pojem komorová extrasystola	13
2.2 Vznik KES	13
2.3 Charakteristické znaky KES v EKG	13
2.4 Klasifikácia KES	15
2.5 Riziká KES	16
3 Metódy detekcie komorových extrasystol	17
3.1 Metódy založené na morfológických parametroch	17
3.2 Metódy založené na vlnkovej transformácii signálu	19
3.3 Metódy založené na energií signálu	21
3.4 Klasifikátory využívané pre detekciu KES	23
4 Detekcia komorových extrasystol	25
4.1 Použité signály	25
4.2 Načítanie a úprava dát	26
4.3 Detekcia využitím morfológických parametrov a klasifikátoru SVM	27
4.4 Detekcia s využitím vlnkovej transformácie	30
4.5 Detekcia pomocou výpočtu energie signálu	33
4.6 Detekcia založená na kombinácií použitých metód	36
5 Vyhodnotenie úspešnosti detekcie	38
5.1 Použité parametre hodnotenia	38
5.2 Úspešnosť detekcie využívajúcej morfológické parametre a SVM	38
5.3 Úspešnosť detekcie využívajúcej vlnkové koeficienty a prahovú hodnotu ..	39
5.4 Úspešnosť detekcie využívajúcej energiu signálu	40
5.5 Úspešnosť detekcie využívajúcej kombináciu použitých metód	42
6 Porovnanie dosiahnutých výsledkov	43
Záver	45
Literatúra	46
Zoznam symbolov, veličín a skratiek	48

Zoznam obrázkov

Obr. 1.1: Jednotlivé časti prevodného systému srdca, prevzaté z [1]	3
Obr. 1.2: Vznik a šírenie depolarizácie a repolarizácie, prevzaté z [3]	4
Obr. 1.3: Einthovenov trojuholník (vľavo) a názorné zapojenie elektród končatinových zvodov (vpravo), prevzaté z [5]	6
Obr. 1.4: Zapojenie unipolárnych zvodov podľa Goldbergera, prevzaté z [5]	6
Obr. 1.5: Pozícia Wilsonovho centrálného terminálu (WCT – vľavo) a jednotlivé osi Goldbergerových unipolárnych zvodov (vpravo), prevzaté z [7], [6]	7
Obr. 1.6: Správne rozmiestnenie hrudných zvodov (vľavo) a ich pripojenie v priečnom priereze (vpravo), prevzaté z [5]	7
Obr. 1.7: Prehľad všetkých 12 EKG zvodov, prevzaté z [6]	8
Obr. 1.8: Fyziologická krivka EKG a jej časti, prevzaté z [6]	8
Obr. 1.9: Vzťah medzi elektrickým vektorom a osou sledovaného svodu, prevzaté z [6]	9
Obr. 1.10: Nomenklatúra QRS komplexu, prevzaté z [6]	10
Obr. 1.11: Tri základné srdcové rytmy (sinusový, junkčný, komorový), prevzaté z [6]	12
Obr. 2.1: Multifokálne (viacložiskové) KES (tmavo) na zázname EKG, prevzaté z [1]	14
Obr. 2.2: Názorná ukážka úplnej kompenzačnej pauzy na EKG, prevzaté z [6]	14
Obr. 2.3: Ukážka bigeminickej komorovej extrasystoly, prevzaté z [2]	15
Obr. 2.4: Ukážka trigeminickej komorovej extrasystoly, prevzaté z [2]	15
Obr. 2.5: Ukážka párovej (kuplet) komorovej extrasystoly, prevzaté z [2]	16
Obr. 2.6: R na T fenomén a následný vznik komorovej tachykardie, prevzaté z [1]	16
Obr. 3.1: Frekvenčné pásma koeficientov vlnkovej transformácie, prevzaté z [12]	19
Obr. 3.2: Dekompozícia signálu EKG pomocou Haarovej vlnky so stupňom rozkladu 5 pre záznam č.119 z databázy MITDB (časový úsek 22,2-32.2 s), prevzaté z [12]	20
Obr. 3.3: Princíp funkcie klasifikátoru SVM, prevzaté z [16]	23
Obr. 3.4: Zobrazenie optimálneho lineárneho oddelovača (hranice) SVM, prevzaté z [16]	24
Obr. 4.1: Multiformné komorové extrasystoly (červené) zo signálu 106.mat (zvod II)	25
Obr. 4.2: Uniformné komorové extrasystoly (červené) zo signálu 119.mat (zvod II)	26
Obr. 4.3: Ukážka komorovej tachykardie zo signálu 223.mat (zvod II)	26
Obr. 4.4: Ukážka vplyvu KES (červené) na RR interval zo signálu 119.mat	28
Obr. 4.5: Ukážka 3 úsekov pre výpočet parametru MP_Rdif zo signálu 106.mat	28

Obr. 4.6: Ukážka 4 plošných úsekov MP_RThalfplo zo signálu 223.mat.....	29
Obr. 4.7: Ukážka 3 plošných úsekov MP_Pplo zo signálu 106.mat.....	30
Obr. 4.8: Histogram veľkostí amplitúd anotovaných R vln po použití vlnkovej transformácie (d3*d4) na pôvodný signál 119.mat (PVC – vľavo, N – vpravo).....	31
Obr. 4.9: Histogram veľkostí amplitúd anotovaných R vln po použití vlnkovej transformácie (d3*d4) na pôvodný signál 205.mat (PVC – vľavo, N – vpravo).....	31
Obr. 4.10: Histogram veľkostí amplitúd anotovaných R vln po použití vlnkovej transformácie (d3*d4) na pôvodný signál 116.mat (PVC a N sa prekrývajú pri hodnote 0,5).....	32
Obr. 4.11: Ukážka neúspešnej detekcie s prahom 0,45 (svetlomodrá) zo signálu 116.mat (PVC – červené, N – zelené).....	33
Obr. 4.12: Ukážka rozsahu úseku výpočtu energie pre 3 anotované rytmy zo signálu 106.mat (zelené – N, červené PVC).....	34
Obr. 4.13: Ukážka dôvodu neúspešnej detekcie pomocou výpočtu energie (N – zelené, PVC – červené) a konštantného prahu (žltá) zo signálu 106.mat.....	35
Obr. 4.14: Dekompozícia signálu 119.mat (PVC – červené, N – zelené) pomocou vlnky db8 so stupňom rozkladu 5 (časový úsek 272-280 s).....	36

Zoznam tabuliek

Tabuľka 4.1: Zoznam a popis použitých morfológických parametrov	27
Tabuľka 5.1: Vyhodnotenie úspešnosti detektorov využívajúcich morfológické parametre, použité všetky signály z databázy MIT-BIH (48)	39
Tabuľka 5.2: Vyhodnotenie úspešností detekcie využívajúcej vlnkové koeficienty a prahovú hodnotu 0,45 na vybraných signáloch (10) z databázy MIT-BIH	39
Tabuľka 5.3: Hodnoty priemernej úspešnosti detektoru s pevným prahom 0,45 (WT_045) a detektoru s optimalizovaným prahom pre všetky signály z databázy MIT-BIH	40
Tabuľka 5.4: Vyhodnotenie úspešnosti detektoru využívajúceho kombináciu RR intervalov a energie signálu k detekcií KES, použité všetky signály (48) z MIT-BIH	40
Tabuľka 5.5: Vyhodnotenie úspešnosti optimalizovaného detektoru využívajúceho kombináciu RR intervalov a energie signálu k detekcií KES, použité všetky signály (48) z MIT-BIH	41
Tabuľka 5.6: Vyhodnotenie úspešnosti detektoru založeného na dĺžke energie signálu a konštantného prahu o rôznej dĺžke úseku (216 a 60 prvkov) pre výpočet energie.	41
Tabuľka 5.7: Vyhodnotenie úspešností kombinácie vlnkovej transformácie (db8) pre koeficient d3 a morfológických parametrov, použité všetky signály (48) z MIT-BIH	42
Tabuľka 5.8: Vyhodnotenie úspešností kombinácie vlnkovej transformácie (db8) pre koeficient d4 a morfológických parametrov, použité všetky signály (48) z MIT-BIH	42
Tabuľka 5.9: Vyhodnotenie úspešností kombinácie vlnkovej transformácie (db8) pre koeficient d5 a morfológických parametrov, použité všetky signály (48) z MIT-BIH	42
Tabuľka 6.1: Prehľad dosiahnutých úspešností detekcie KES ostatnými autormi	43

ÚVOD

Kardiovaskulárne ochorenia sú v súčasnej dobe najčastejšou príčinou smrti. Jedným z riešení, je vylepšiť doterajšie liečebné postupy a diagnostické metódy. Základnou vyšetrovacou metódou kardiovaskulárnych chorôb je elektrokardiografia (EKG). Elektrokardiogram je signál, ktorý zaznamenáva elektrickú aktivitu srdca. [1]

Hodnotenie EKG krivky je v dnešnej dobe realizované automatickými počítačovými metódami, hlavne v prípadoch dlhodobých záznamov, ktoré by pri manuálnom vyhodnocovaní zabrali veľké množstvo času. Vylepšenie takýchto detektorov by mohlo viesť k zlepšeniu a zrýchleniu klasifikácie abnormálnych rytmov.

Jednými z abnormálnych srdcových rytmov sú tzv. komorové extrasystoly. Komorové extrasystoly sú predčasné sťahy srdca, ktoré vznikajú v ektopickej oblasti srdca. Vo väčšine prípadov nepredstavujú riziko a sú považované za neškodné, avšak môžu byť veľmi nebezpečné, hlavne pri ich častom výskyte a dlhodobom pretrvávaní. Včasná a presná detekcia komorových extrasystol môže predísť nebezpečným život ohrozujúcim arytmiám. [1]

V tejto práci sa rozoberá teoretický základ elektrofyziológie srdca a princíp merania jeho signálu – EKG. Práca sa podrobnejšie zameriava na problematiku komorových extrasystol a ich spôsobov detekcie. Samotná detekcia komorových extrasystol je realizovaná v programovacom prostredí Matlab a využíva morfológické parametre, vlnkovú transformáciu a energiu signálu.

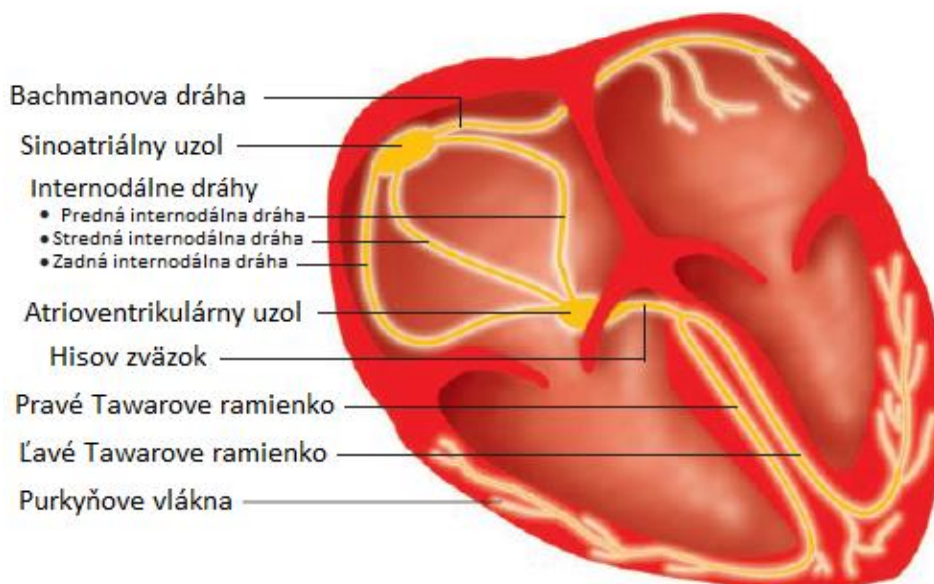
Záver práce hodnotí dosiahnuté úspešnosti vytvorených detektorov a porovnáva dosiahnuté výsledky s autormi ostatných prác zaoberajúcich sa detekciou komorových extrasystol. Práca kriticky hodnotí jednotlivé typy detektorov a navrhuje riešenia ich použitia v praxi.

1 SRDCE

1.1 Prevodný systém srdca

Bunky srdca majú schopnosť viesť vzruch. Tento prenos vzruchu zabezpečuje správnu funkciu srdca. Prevodný systém srdca tvorí sinoatriálny (SA) uzol, atrioventrikulárny (AV) uzol, Hisov zväzok, pravé a ľavé Tawarove ramienko a nakoniec Purkyňove vlákna (viď. Obr. 1.1). [1]

Za normálnych podmienok vzruch vzniká v SA uzle, ktorý sa nachádza v pravej predsieni. Tento vzruch sa šíri do ľavej predsieni tak rýchlo, že predsieň kontrahuje takmer v rovnakom čase. Ďalej sa vzruch šíri tromi preferovanými cestami k AV uzlu, ktorého úloha je spomaliť šíriaci sa vzruch, aby nedošlo ku skorému stiahnutiu komôr. Taktiež, týmto spomalením AV uzol zabezpečí dostatočné naplnenie komôr krvou, poprípade pri zlyhaní SA uzlu ho dokáže vo funkcii nahradiť – sekundárny pacemaker. Následne sa vzruch dostáva do Hisovho zväzku, ktorý posiela vzruch do dvoch častí – ľavého Tawarovho a pravého Tawarovho ramienka. Ich rýchlosti však nie sú identické. Vzruch sa šíri značne rýchlejšie ľavým Tawarovým ramienkom, čo zabezpečuje, že komory sa sťahujú simultánne. Nakoniec sa vzruch dostáva do hrubej svaloviny srdca na tzv. Purkyňove vlákna. Tie depolarizujú a následne kontrahujú komory srdca. [1]

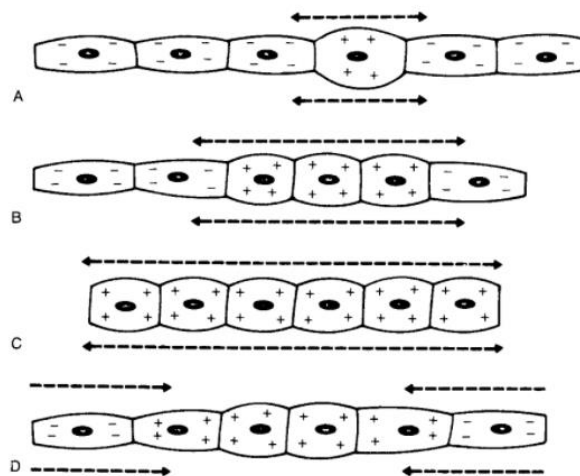


Obr. 1.1: Jednotlivé časti prevodného systému srdca, prevzaté z [1]

1.2 Elektrofyziológia srdca

Elektrofyziológické vlastnosti srdca pozostávajú zo súborov činností, ktoré spoločne charakterizujú a zabezpečujú správnu funkciu srdca. [2]

Bunky myokardu majú schopnosť excitácie – vzrušivosti. Táto schopnosť im umožňuje reagovať na elektrické podnety – zmenou polarity bunkovej membrány (viď. Obr. 1.2). Pri prekročení prahového potenciálu sa mení polarita bunkovej membrány z polarizovanej (pokojného stavu) na depolarizovanú (excitačný stav). Tento jav umožňuje selektívna priepustnosť bunkovej membrány pre špecifické ióny. Hovoríme hlavne o iónoch Na^+ , K^+ a Ca^{2+} . [2]



Obr. 1.2: Vznik a šírenie depolarizácie a repolarizácie, prevzaté z [3]

Ďalšiou vlastnosťou týchto buniek je ich automacita. Je to schopnosť vytvárania vzruchov, ktorá zabezpečuje správnu funkciu srdca (podkapitola 1.1), dokonca aj niekoľko hodín po vyňatí srdca z organizmu. Automacita jednotlivých častí prevodného systému srdca klesá v smere šírenia vzruchu (SA, AV, Hisov zväzok, Tawarove ramienka, Purkyňove vlákna, svalovina komôr). Pri patologickej poruche sú teda ostatné časti prevodného systému schopné „zastúpiť“ časti s vyššou automacitou. [2]

Treťou vlastnosťou myokardiálnych buniek je ich schopnosť viesť vzruch – konduktivita. Vzájomná prepojenosť myokardiálnych buniek nám umožňuje samostatné vedenie vzruchu. Časom, sa časť buniek značne transformovala a špecializovala na šírenie vzruchu v srdci a vytvorila to čo nazývame ako prevodný systém srdca (podkapitola 1.1). Rýchlosti šírenia vzruchu sú v srdci rozdielne. Vzruch sa najprv šíri predsienami rýchlosťou 1000 mm/s, následne túto rýchlosť AV uzol spomalí na 200 mm/s, aby mali predsieň dostatočný čas na ukončenie kontrakcie. Rýchlosť sa ďalej už len zrýchľuje, postupne vzruch prechádza Hisovým zväzkom a Tawarovými ramienkami a nakoniec Purkyňovými vláknami, kde prevod dosahuje

rýchlosť až 4000 mm/s. Pracovný myokard vedie vzruch veľmi pomaly – 10 násobne pomalšie ako Purkyňove vlákna a to 400 mm/s. [2]

Poslednou schopnosťou spomínaných buniek je ich kontraktilita. Je to schopnosť myokardiálnych buniek, ktorá umožňuje ich sťah pri depolarizácií. [1]

1.3 EKG

Srdce pri svojej neustálej funkcii vytvára časovo premenlivé elektrické pole. My môžeme v dnešnej dobe merať rozdiel potenciálov medzi dvoma miestami v podobe elektrického napätia. Presne to nám poskytuje neinvazívna kardiologická metóda – elektrokardiografia (EKG). Elektrokardiografia (ďalej už ako „EKG“) je dokonca jedna z najpoužívanějších diagnostických metód v medicíne. [4]

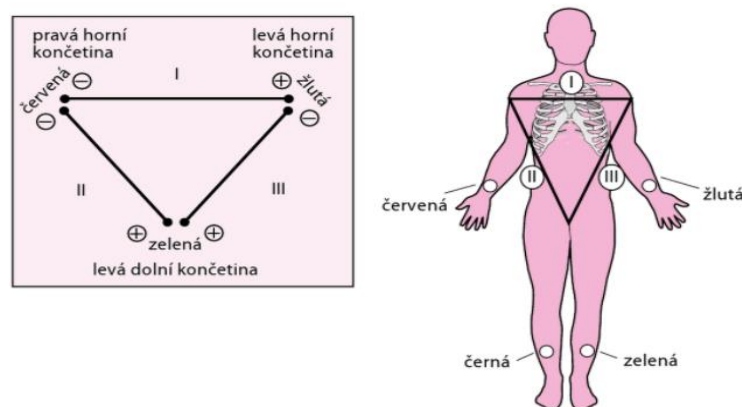
Výstupom z elektrokardiografie je tzv. elektrokardiogram, záznam elektrickej aktivity srdca. Ten získame pomocou elektród umiestnených na povrchu ľudského tela. Tieto elektródy sú umiestnené na rôznych pozíciách vďaka čomu sme schopní podrobne analyzovať a diagnostikovať funkciu srdca. V nasledujúcej podkapitole sa pozrieme na EKG zvody podrobnejšie.

1.4 EKG zvody

Existuje mnoho metód a typov zapojenia elektród pre snímanie EKG. My sa ale pozrieme na najtypickejšie zapojenie EKG a to - 12 zvodové EKG. Takéto zapojenie pozostáva z 12 elektród, ktoré môžeme rozdeliť do troch skupín. Každú zo skupín si podrobnejšie vysvetlíme v nasledujúcich riadkoch.

1.4.1 Einthovenove bipolárne končatinové zvody (I, II, III)

Štandardne ich značíme rímskymi číslicami I, II, III. Ako sme už skoršie spomínali, meriame rozdiel potenciálov medzi jednotlivými elektródami v podobe elektrického napätia. V tomto prípade sa jedná o bipolárne zvody (plus a mínus), ktoré na výslednom elektrokardiograme zaznamenávajú pozitívnu výchylku pri splnení podmienky, že depolarizácia sa šíri smerom ku kladnej elektróde. Pre prehľadnosť a uľahčenie sa zvyčajne jednotlivé elektródy označujú špecifickými farbami, a to červený kábel na pravé predlaktie, žltý na ľavé predlaktie, zelený na ľavé predkolenie a nakoniec čierny (pre uzemnenie) na pravé predkolenie (viď. Obr. 1.3). [5], [2]



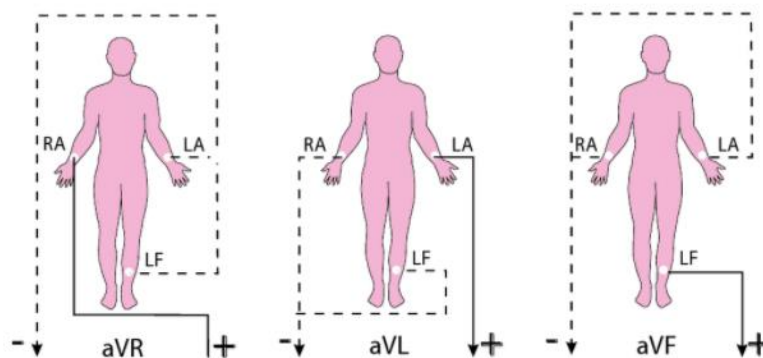
Obr. 1.3: Einthovenov trojuholník (vľavo) a názorné zapojenie elektród končatinových zvodov (vpravo), prevzaté z [5]

Tieto zvodys merajú srdcové potenciály vo frontálnej rovine (nohy-hlava). Podľa potreby sa teda môžeme „pozerať“ na srdce z rôznych smerov a analyzovať tak jeho poruchy. Dôkladný rozbor srdcového problému si ale nevystačí len s týmito zvodmi a preto používame aj ďalšie – tzv. Goldbergerové unipolárne zvodys.

1.4.2 Goldbergerové unipolárne zvodys (aVR, aVL, aVF)

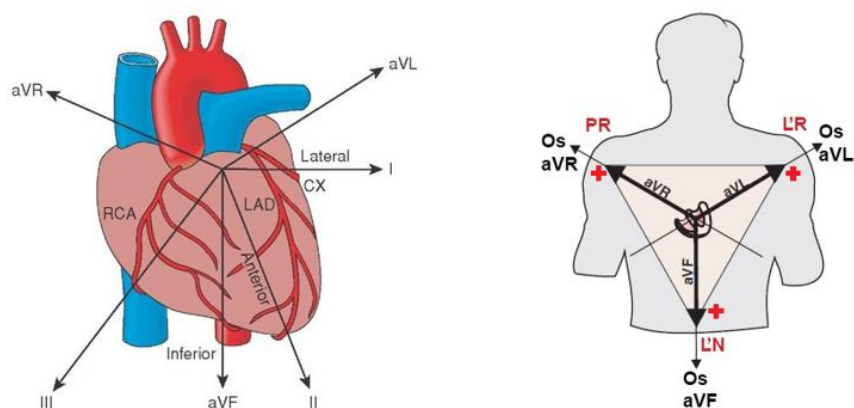
Opäť hovoríme o troch zvodoch a to aVR, aVL a aVF. Využívame rovnaké končatinové elektródy ako pri bipolárnych zvodoch, jediným rozdielom ale je, prepojenie jednotlivých zvodov na tzv. Wilsonovu svorku. Jedná sa o centrálnu referenčnú negatívnu elektródu, ktorá je umelo vytvorená, za pomoci rezistorov, z dôvodu zvýšenia meraného potenciálu (preto skratka a= augmented-zvýšený). [2]

Účelovým zapojením (viď. Obr. 1.4) systému rezistorov vytvoríme „elektrický stred srdca“ tzv. Wilsonov centrálny terminál (ďalej už ako „WCT“).



Obr. 1.4: Zapojenie unipolárnych zvodov podľa Goldbergera, prevzaté z [5]

Tento pomyselný stred srdca sa nachádza približne na ľavej strane komorového septa, pod AV junkciou (viď. Obr. 1.5 - vľavo). [6], [2]

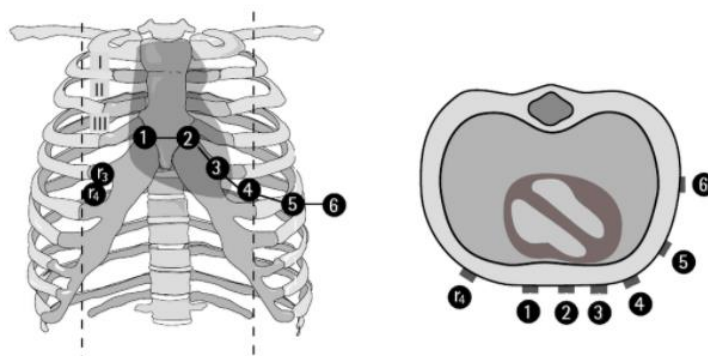


Obr. 1.5: Pozícia Wilsonovho centrálneho terminálu (WCT – vľavo) a jednotlivé osi Goldbergerových unipolárnych zvodov (vpravo), prevzaté z [7], [6]

Goldbergerov nápad zapojenia unipolárnych zvodov nám teda umožňuje sledovať funkciu srdca z nových uhlov (viď. Obr. 1.5 - vpravo) a spolu s bipolárnymi končatinovými zvodmi ich radíme do hexaaxiálneho systému (frontálna rovina), pomocou ktorého sme schopní určiť sklon srdcovej osi. Napokon ešte zapájame 6 Wilsonových unipolárnych hrudných zvodov. [2]

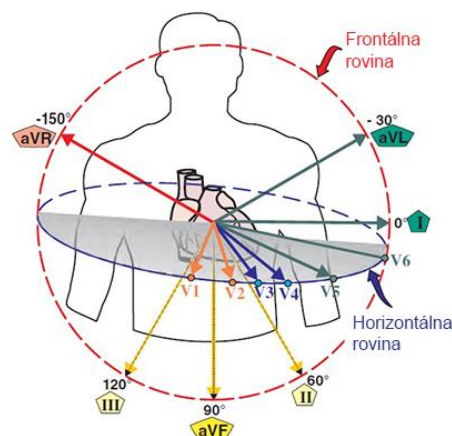
1.4.3 Wilsonové unipolárne hrudné zvody (V_1 - V_6)

Podobne ako Goldbergerové zvody sú Wilsonové unipolárne zvody spojené s WCT. Wilsonové unipolárne hrudné zvody narozdiel od predchádzajúcich 6 zvodov (I, II, III, aVR, aVL, aVF) snímajú srdce v horizontálnej rovine. Je veľmi dôležité ich zapojiť na presne stanovené miesta na hrudníku (viď. Obr. 1.6), postup zapojenia však ale ďalej už rozoberať nebudeme. [6], [2], [5]



Obr. 1.6: Správne rozmiestnenie hrudných zvodov (vľavo) a ich pripojenie v priečnom priereze (vpravo), prevzaté z [5]

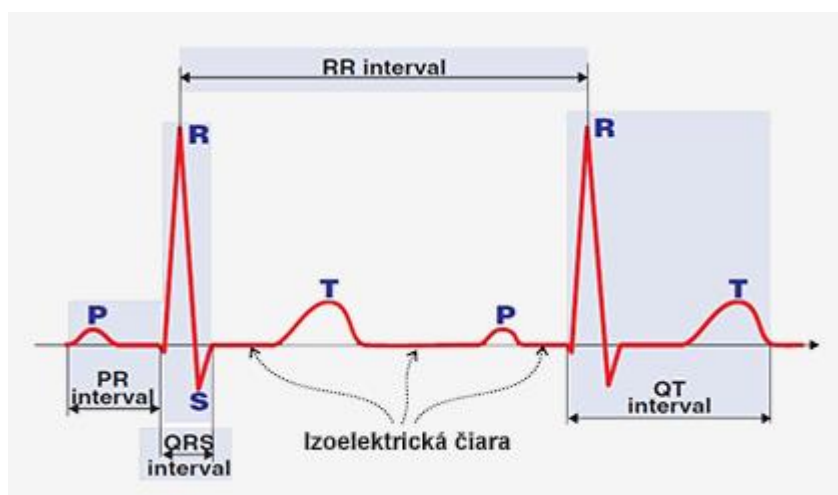
Celkovo teda snímame srdce 12 zvodmi – preto 12 zvodový systém zapojenia EKG. Takéto zapojenie elektród nám umožňuje podrobný pohľad na funkciu srdca z rôznych uhlov a smerov (viď Obr. 1.7). Ako správne interpretovať a analyzovať snímaný napäťový signál si vysvetlíme v nasledujúcej podkapitole.



Obr. 1.7: Prehľad všetkých 12 EKG zvodov, prevzaté z [6]

1.5 Fyziologická krivka EKG

Základné pojmy a interpretáciu krivky EKG si najlepšie vysvetlíme na fyziologickom prípade (viď. Obr. 1.8). Krivka EKG pozostáva z vĺn a kmitov (P, Q, R, S, T, U), ktoré ďalej rozdeľujeme na rôzne intervaly a segmenty (PQ, QRS, QT, ST, R-R a.i.). Dôležitou časťou je aj izoelektrická čiara, ktorá nám pomáha signál rozdeľovať. Vlny nad izoelektrickou čiarou označujeme ako pozitívne, naopak vlny pod izoelektrickou čiarou ako negatívne. Taktiež, ak sú vodorovné intervaly alebo segmenty nad alebo pod úrovňou izoelektrickej čiary hovoríme o ich elevácii respektíve depresii. [2]

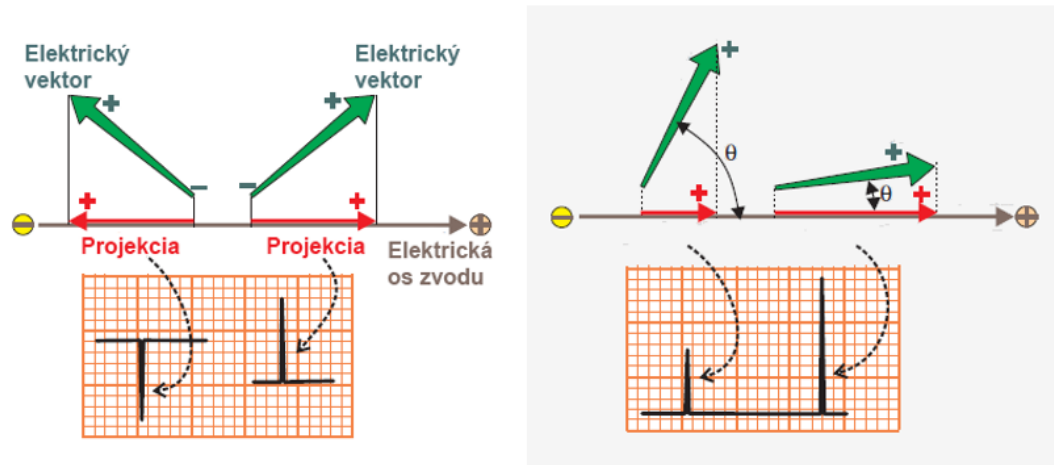


Obr. 1.8: Fyziologická krivka EKG a jej časti, prevzaté z [6]

1.5.1 Princíp vzniku EKG krivky

Pre správne pochopenie jednotlivých častí EKG krivky sa bližšie pozrieme na princíp ich vzniku. Ako bolo už vyššie spomenuté, ak sa vektor šírenia depolarizácie blíži ku pozitívnej elektróde sledovaného zvodu, zaznamenávame pozitívnu výchylku. Ak sa ale vektor od pozitívnej elektródy vzdialuje, tak registrujeme negatívnu

výchylku. Veľkosť kmitu nám určuje uhol, medzi vektorom a osou sledovaného EKG zvodu. Čím je daný uhol menší, tým je veľkosť kmitu väčšia (viď. Obr. 1.9). V prípade, že je vektor depolarizácie kolmý na os sledovaného EKG zvodu nezaznamenávame žiadny kmit – splynie s izoelektrickou líniou. [6]



Obr. 1.9: Vzťah medzi elektrickým vektorom a osou sledovaného svodu, prevzaté z [6]

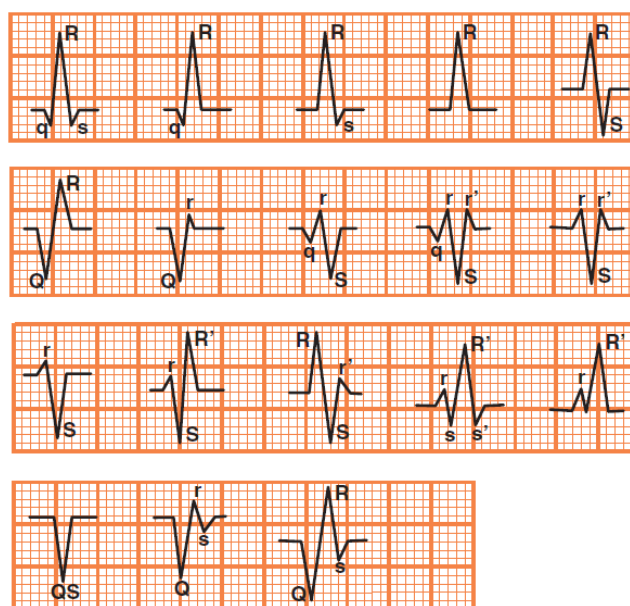
1.5.2 P-vlna

Vznik vzruchu fyziologicky začína v pravej predsieni, presnejšie v SA uzle, a prechádza svalovinou predsieni až k AV uzlu. Tieto elektrické zmeny svalovinu predsieni kontrahujú a na elektrokardiograme zaznamenávame tzv. P-vlnu. Vlna P je teda prejavom depolarizácie (sťahu) predsieni, avšak svalovina predsieni je oproti svalovine komôr malá – preto pozorujeme v porovnaní s komorami menšiu výchylku na EKG. [6]

1.5.3 QRS komplex

Kmity Q, R, S spolu tvoria tzv. QRS komplex. Kmit Q je prvý negatívny kmit za P-vlnou respektíve prvý negatívny kmit pred kmitom R (pozitívny kmit Q neexistuje). Je zodpovedný za začiatok depolarizácie medzikomorovej prepážky. Kmit R je prvý pozitívny kmit po P-vlne (negatívny R-kmit neexistuje). Posledný kmit QRS komplexu je S-kmit, ktorý je druhý negatívny kmit po P-vlne, alebo prvý negatívny kmit po R-kmite (pozitívny S-kmit neexistuje). Tieto tri vlny sú teda odrazom celkovej depolarizácie komôr. [2]

Komory majú značne väčšiu svalovinu v porovnaní s predsieňami, preto je amplitúda QRS komplexu na zázname EKG väčšia. Fyziologická dĺžka trvania depolarizácie komôr (QRS komplexu) sa pohybuje v hodnotách 70ms – 110ms. QRS komplex môže nadobúdať rôznych tvarov a kombinácií daných kmitov – to popisuje tzv. nomenklatúra QRS komplexu (viď. Obr. 1.10). [6]



Obr. 1.10: Nomenklatúra QRS komplexu, prevzaté z [6]

Nemôžeme zabudnúť na repolarizáciu predsiení, ktorá prebieha v rovnakom čase ako depolarizácia komôr, avšak QRS komplex je masívnejší a repolarizáciu predsiení prekryje – preto ju vo väčšine prípadov nevieme pozorovať. [6]

1.5.4 T-vlna

Po depolarizácii komôr nasleduje ich repolarizácia, ktorú vyjadruje T-vlna. Repolarizácia komôr prebieha o niečo pomalšie ako depolarizácia – preto sa T-vlna javí širšia ako QRS komplex. Šírka T-vlny, nám charakterizuje čas, za ktorý sa komory repolarizujú. T-vlna je taktiež konkordantná – má zhodnú polaritu s QRS. Pozitívne QRS je teda nasledované pozitívnou T-vlnou a naopak. Pre diagnostické účely je T-vlna veľmi dôležitou časťou EKG krivky. Na základe jej dynamiky a tvaru môžeme zistiť rôzne nálezy ischémií a podobne. [2]

1.5.5 PQ-interval

Tento interval charakterizuje čas od začiatku P-vlny až po začiatok Q-kmitu (pri chýbaní Q-kmitu, po začiatok R-kmitu). Tento časový úsek nám popisuje prevod depolarizácie z predsiení až na úroveň Purkyňových vlákien – nazýva sa tiež prevodová doba. Jeho trvanie je fyziologicky v rozmedzí 0,12s – 0,20s. Skrátenie P-Q intervalu typicky naznačuje istý druh tachykardie, naopak predĺženie značí poruchu spojenú s bradykardiou. [2]

1.5.6 Q-T interval

Pomocou Q-T intervalu môžeme hodnotiť priebeh komorovej depolarizácie a repolarizácie. Rozpína sa od začiatku komplexu QRS až po koniec vlny T. Dĺžka Q-T intervalu značne závisí na tepovej frekvencii, čím rýchlejšia je, tým kratší

je Q-T interval. Jeho trvanie závisí samozrejme na veku, pohlaví a tepovej frekvencii, zvyčajne trvá 0,36s – 0,44s. Q-T interval by nemal trvať dlhšie ako polovica sinusového (pravidelného) R-R intervalu. [1]

1.5.7 S-T segment

Je úsek medzi koncom QRS komplexu (bod J) a začiatkom vlny T. Fyziologicky by mal byť S-T segment na úrovni izoelektrickej čiary. Charakterizuje včasnú repolarizáciu svaloviny komôr. [2]

1.6 Srdcový rytmus

Pri správnej funkcii srdca, teda pri vzniku vzruchu v SA uzle hovoríme o tzv. „sinusovom rytme“ srdca. Avšak, môžu nastať prípady, kde nemôžeme hovoriť o sinusovom rytme. V takýchto prípadoch vzruch vzniká v iných oblastiach – mimo SA uzol a spôsobuje tak rôzne poruchy. O tomto pojednáva nasledujúca podkapitola o arytmiách. [8]

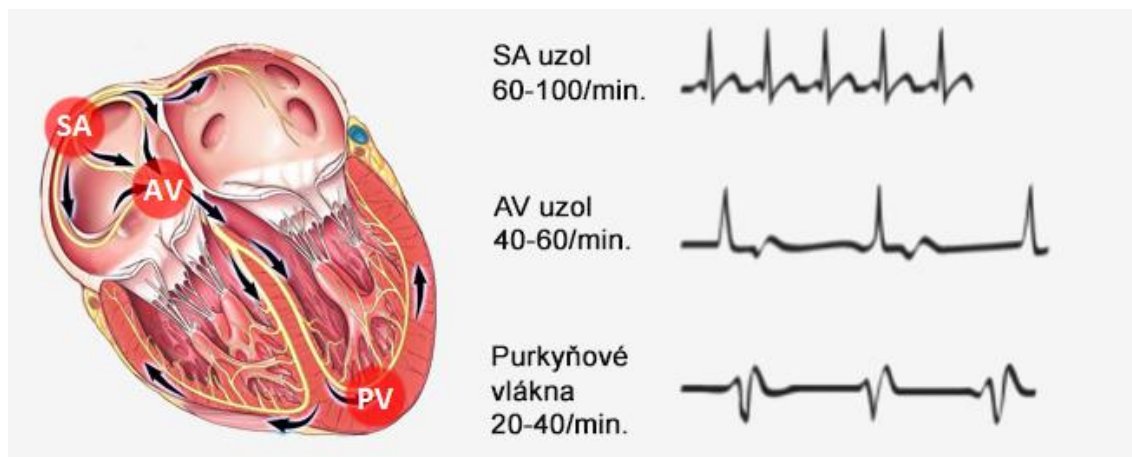
1.7 Arytmie

V predchádzajúcich podkapitolách, sme sa zaoberali najmä fyziologickým šírením vzruchu a jeho aktiváciou v SA uzle. Existujú ale aj situácie kde toto samozrejme neplatí. Hovoríme o srdcových poruchách rytmu – arytmiách.

Nefyziologické vzruchy môžeme rozdeliť na 3 rôzne miesta vzniku a to: [8]

- svalovina predsiení (sieňový rytmus)
- oblasť AV uzlu (junkčný rytmus)
- svalovina komôr (komorový rytmus)

Prvé dve časti vrátane fyziologického vzniku vzruchu radíme do supraventrikulárnych rytmov. Depolarizačná vlna sa u nich šíri normálne na Hisov zväzok a ďalej na Tawarove ramienka. Komplex QRS je veľmi podobný s fyziologickým komplexom QRS, nezávisiac na mieste vzniku, pokiaľ sa jedná o superventrikulárny rytmus. Avšak, pri komorových rytmoch sa vlna šíri pomalšie (vid'. Obr. 1.11) priamo na Purkyňove vlákna – komplex QRS sa javí širší a neprirodzený. Abnormálna je taktiež repolarizácia komorových rytmov, ktorá sa prejaví zmenou tvaru T-vlny. [8]



Obr. 1.11: Tri základné srdcové rytmy (sinusový, junkčný, komorový), prevzaté z [6]

Všetky tieto abnormálne rytmy môžeme rozdeliť do 4 skupín: [8]

- bradykardie (spomalenia srdcového rytmu)
- extrasystoly (nepravidelné sťahy srdca)
- tachykardie (zrýchlenia srdcového rytmu)
- fibrilácie (asynchrónne šírenie vzruchu, nepravidelný rytmus)

V tejto práci sa ale odbornejšie pozrieme na extrasystoly – konkrétne na komorové extrasystoly.

2 KOMOROVÉ EXTRASYSTOLY

2.1 Pojem komorová extrasystola

Pod pojmom komorová extrasystola (ďalej už ako „KES“), chápeme predčasný sťah komôr, ktorý bol vyvolaný v ektopickej oblasti srdca – v tomto prípade v komorách. [5]

2.2 Vznik KES

Za vznik predčasnej depolarizácie komôr je zodpovedných mnoho faktorov: [1], [6]

- nerovnováhy elektrolytov (hypokalémia, hyperkalémia a.i.)
- metabolická acidóza
- hypoxia
- ischemia, infarkt myokardu
- drogová intoxikácia (kokaín, amfetamíny a.i.)
- zvýšená stimulácia sympatika
- nepriaznivé účinky antiarytmík
- myokarditída
- kofeín, alkohol, tabak
- stres

Vzniknutý vzruch sa väčšinou nešíri vodivými dráhami, ale pracovným myokardom (pomaly), smerom ku svalovine druhej komory so značným oneskorením. Práve preto pozorujeme viditeľné zmeny v EKG krivke, a vďaka tomu, môžeme daný signál analyzovať a špecificky klasifikovať. [4]

2.3 Charakteristické znaky KES v EKG

V tejto podkapitole sa podrobne pozrieme na charakteristické črty komorových extrasystol. Komorové extrasystoly majú špecifické znaky, ktoré môžeme na EKG pozorovať.

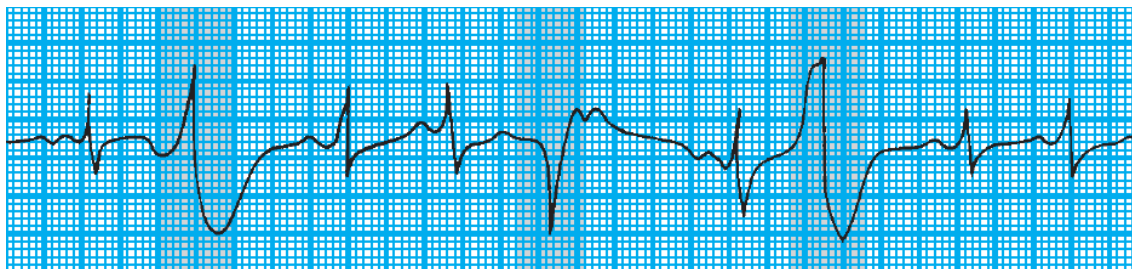
2.3.1 Absencia P-vlny

Pred KES sa väčšinou P-vlna nevyskytuje. Je to z dôvodu, že vzniknutý vzruch sa retrogádne (opačným smerom) šíri aj na predsieň kde sa zrazí so vzruchom z SA uzlu a vzruchy sa vzájomne zresetujú – teda nedochádza k depolarizácii predsiení. Avšak, ak sa ale vzruch nejakým spôsobom dostane až na predsieň, P-vlna splýva s KES, poprípade sa ukáže až po nej. [1], [4]

2.3.2 Abnormálny QRS komplex

Pozorujeme taktiež abnormálny QRS komplex. Tento QRS komplex sa objavuje predčasne (krátky RR interval) – skôr ako nasledujúci sínusový sťah, nakoľko vzruch

vzniká v komorách. Keďže sa tento vzruch šíri pomalším pracovným myokardom, na EKG vidíme značne širší QRS komplex ako normálne ($>0,12s$ – u dospelých). Deti majú QRS komplex o niečo užší – u nich QRS extrasystoly prevyšuje $0,08s$. Vo väčšine prípadov pozorujeme aj zvýšenie voltáže – väčšiu amplitúdu signálu. Komplexy môžu nadobúdať rôznych tvarov – počet tvarov zodpovedá počtu ektopických ložísk (viď. Obr. 2.1). [6], [2], [4], [1]



Obr. 2.1: Multifokálne (viacložiskové) KES (tmavo) na zázname EKG, prevzaté z [1]

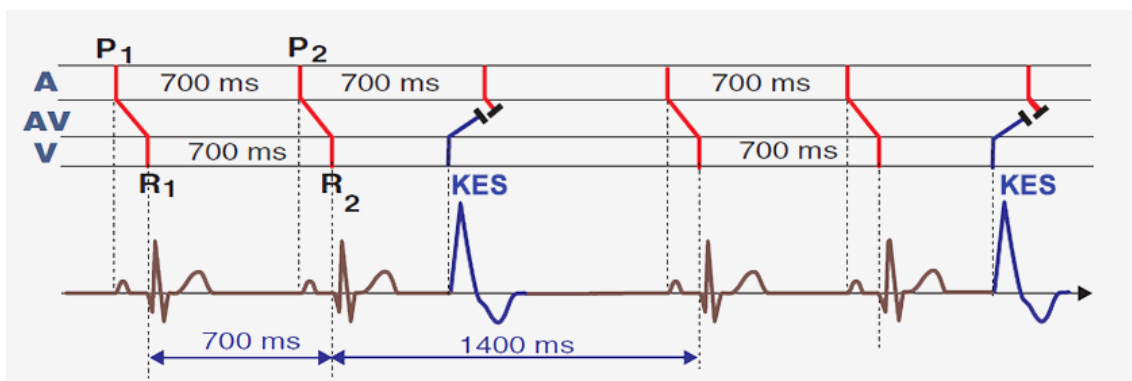
2.3.3 Diskonkordancia

Pojednáva o opačnej polarite S-T segmentu a T-vlny oproti QRS komplexu. Pozitívny QRS komplex teda sprevádza negatívny S-T segment a negatívna T-vlna, naopak pri negatívnom QRS komplexe je to pozitívny S-T segment a pozitívna T-vlna. [6]

2.3.4 Kompenzančné pauzy

Za fyziologických podmienok, SA uzol pravidelne generuje impulzy – každých $700ms$. Pri komorových extrasystolách sa ale tento pravidelný rytmus naruší, a vzniknutý impulz môže aj nemusí resetovať SA uzol. Ak ho resetuje, nastáva neúplná kompenzačná pauza, ak nie hovoríme o úplnej kompenzačnej pauze. [6]

Častejším prípadom je úplná kompenzačná pauza, kde sa predčasný impulz KES retrogádne šíri k AV uzlu, a „zráža“ sa s impulzom generovaným v SA uzle – nastáva vzájomné zresetovanie impulzov a vzniká KES. Po KES nastáva úplná kompenzačná pauza. Dôležitým poznatkom ale je, že dĺžka R-R intervalu s KES je dvojnásobne väčšia ($1400ms$) ako fyziologická hodnota R-R intervalu (viď. Obr. 2.2). [6]



Obr. 2.2: Názorná ukážka úplnej kompenzačnej pauzy na EKG, prevzaté z [6]

Zriedkavejším prípadom je neúplná kompenzačná pauza, kde sa vzniknutý impulz dostáva až na SA uzol a resetuje ho. Impulz do SA uzla prichádza skôr, ešte pred tým ako sa stihne SA uzol znova depolarizovať. Následkom toho pozorujeme retrogádnú P-vlnu. V tomto prípade je R-R interval s KES menší ako jeho fyziologický dvojnásobok (približne 1295ms). [6]

2.4 Klasifikácia KES

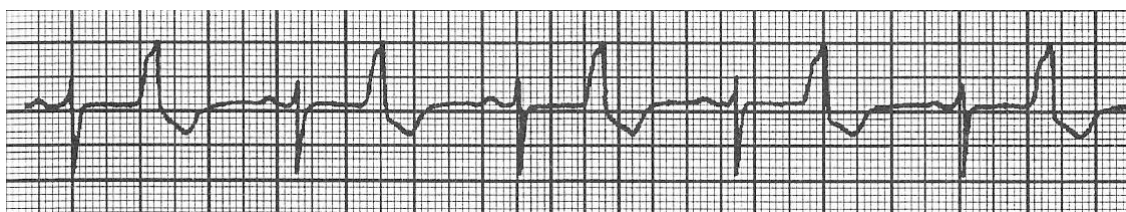
Pre rozdelenie KES môžeme použiť viacero kritérií. V praxi sa však komorové extrasystoly delia podľa počtu ektopických ložísk a podľa počtu ich opakovaní. [6]

Podľa počtu ektopických ložísk delíme KES na unifokálne (monotopné) a multifokálne (plurifokálne, polytopné). Pri unifokálnych KES sa vzruch vytvára len v jednom ektopickom ložisku – KES majú počas celého záznamu EKG rovnaký tvar. V opačnom prípade pri multifokálnych KES je ektopických ložísk viac a preto zaznamenávame rozličné tvary KES (v jednom meraní EKG). [6], [2]

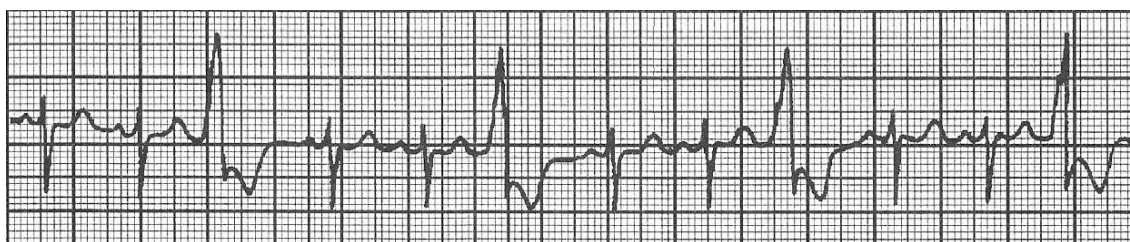
Na základe počtu opakovaní delíme KES na: [6]

- Bigeminické – každá druhá systola je KES (vid'. Obr. 2.3)
- Trigeminické – každá tretia systola je KES (vid'. Obr. 2.4)
- Kvadrigeminické – každá štvrtá systola je KES
- Kuplety (dvojice) – KES sa vyskytujú v pároch (vid'. Obr. 2.5)
- Triplet (salvy) – 3 KES za sebou

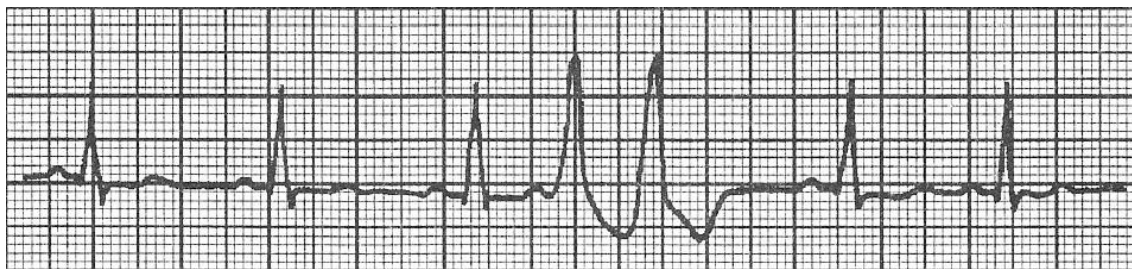
Pre lepšiu názornosť boli pridané obrázky nižšie, kde môžeme vidieť rôzne typy KES.



Obr. 2.3: Ukážka bigeminickej komorovej extrasystoly, prevzaté z [2]



Obr. 2.4: Ukážka trigeminickej komorovej extrasystoly, prevzaté z [2]



Obr. 2.5: Ukážka párovej (kuplet) komorovej extrasystoly, prevzaté z [2]

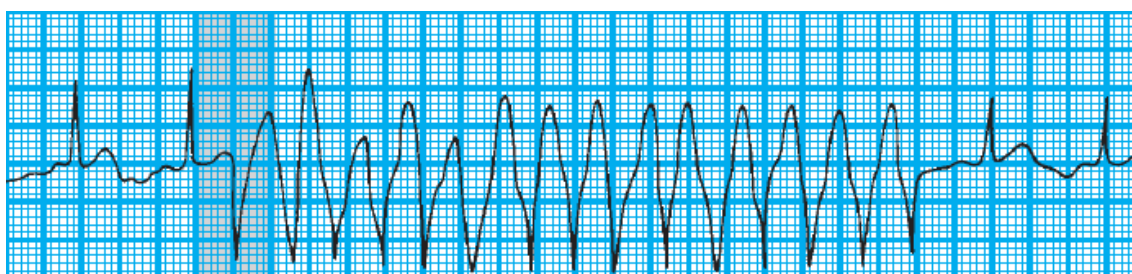
2.5 Riziká KES

Hoci ventrikulárne arytmie považujeme vo väčšine prípadov za benígne (neškodné), majú potenciál byť smrtiace. Včasné rozpoznanie a správna liečba môže zvýšiť pacientovu šancu na úspech. [1]

Komorové extrasystoly sú nebezpečné najmä z dvoch dôvodov. Prvým dôvodom je, že môže nastať vážnejší typ arytmie, ako napríklad komorová tachykardia alebo komorová fibrilácia. Toto riziko rastie u pacientov s ischemiou, prekonaným infarktom alebo s určitým druhom poškodenia srdca. Za druhé, KES znižujú srdcový výdaj – najmä keď sú časté a dlhodobo pretrvávajú. [1]

2.5.1 Fenomén R na T

Vážne riziko predstavujú tzv. malígne extrasystoly, ktoré prichádzajú veľmi skoro po predchádzajúcom fyziologickom QRS komplexe. Splývajú s vlnou T, ktorá odráža vulnerabilnú časť repolarizácie komôr (v dôsledku elektrickej instability). Tento prípad nazývame ako „fenomén R na T“, ktorý predstavuje značné riziko vzniku závažných srdcových porúch rytmu, ako napríklad komorová tachykardia (vid'. Obr. 2.6) či fibrilácia komôr. [2]



Obr. 2.6: R na T fenomén a následný vznik komorovej tachykardie, prevzaté z [1]

3 METÓDY DETEKCIE KOMOROVÝCH EXTRASYSTOL

3.1 Metódy založené na morfológických parametroch

Metódy založené na princípe detekcie KES pomocou morfológických parametrov využívajú, ako vyplýva z názvu, tvarové charakteristiky nameraného EKG signálu. Pomocou viacerých klasifikátorov a rozhodovacích pravidiel je skúmaná časť signálu zaradená do špecifickej kategórie (záleží na komplexnosti danej metódy). Ako sme už spomenuli v podkapitole 2.3, komorové extrasystoly môžeme detekovať na základe absencie P-vlny, abnormality QRS komplexu, diskordancie alebo kompenzačných páуз.

3.1.1 Automatická klasifikácia EKG s použitím morfológických parametrov

Článok [9] sa zaoberá automatickou klasifikáciou EKG signálov snímaných počas experimentu na králičích srdciach. Vyvinutý algoritmus dokázal rozpoznať 4 druhy srdcových cyklov (normálne, stredne a silne ischemické a KES). Pomocou štatistických metód boli vybraté najvhodnejšie morfológické parametre, ktoré charakterizovali dané srdcové cykly.

Signály boli najprv správne predspracované a rozmerané. Správne rozmeranie signálu a určenie daných bodov (Q, J, T) musí byť presné a spoľahlivé, nakoľko sa od neho odvíjajú ďalšie postupy detekcie. Každý cyklus bol charakterizovaný skupinou parametrov (71), dokopy bolo analyzovaných celkovo 832 cyklov. Parametre v tejto práci môžeme rozdeliť do 4 skupín:

- Intervalové – merajú časové úseky (napr. z bodu Q do bodu T)
- Výchylkové – merajú výchylky (napr. max/min v QRS)
- Plošné – merajú plochu (výchylku na danom intervale)
- Uhlové – určujú uhly centrálnej elektrickej osy v 2D

Tento vysoký počet parametrov pre daný cyklus bolo ale potrebné redukovať pre zvýšenie úspešnosti detekcie a zníženie možnosti “preučenia” klasifikačného systému. Pomocou viacerých štatistických metód (napr. Kruskal-Wallisov test) bol následne tento počet (71) zredukovaný na 26 parametrov, ktoré najlepšie charakterizovali daný cyklus.

Následne pomocou 4 rôznych klasifikačných metód, ktoré pracovali na princípe učenia s učiteľom boli jednotlivé cykly detekované a rozdelené do príslušných srdcových cyklov. [9]

3.1.2 Klasifikácia EKG použitím morfológických parametrov a rozhodovacieho pravidla

Druhý z odborných článkov [10] použil na vytvorenie svojho algoritmu signály z databázy MIT-BIH. Celkovo sa jednalo o 33 použitých signálov. Signály boli binárne rozdelené do dvoch skupín na pozitívnu a negatívnu skupinu. Pozitívna skupina obsahovala všetky ektopicky-komorové rytmy, obsahujúce KES, fúzie KES s normálnymi rytmi a nakoniec neznáme rytmy (komplexy). Negatívna skupina obsahovala normálne (sínusové) rytmy spolu s abnormálnymi rytmi (blokády Tawarových ramienok a.i.). Táto skupina bola ale ďalej redukovaná na predominantné rytmy pacienta – teda obsahovala vždy rytmy, ktoré sa u daného pacienta vyskytovali najčastejšie.

Signál bol následovne predspracovaný a segmentovaný. Segmentácia bola realizovaná pomocou detekcie R-vĺn a následným určením bodov (Q, S a.i.) využitím jednoduchých detekcií maxima alebo minima “peakov”.

Detekcia samotných KES bola založená na rôznych morfológických parametroch, ako napríklad:

- R-R intervaly
- Dĺžka trvania QRS
- Predikcia tvaru rytmu na základe predchádzajúcich rytmov
- Frekvenčné charakteristiky
- Energia QS segmentu

Dáta boli ďalej normalizované, a použitím Bayesovho klasifikátora, ktorý rozhodoval, či bola prekročená stanovená hodnota alebo nie, rozdeľoval dáta do dvoch skupín, ktoré sme zmienili na začiatku.

3.1.3 Predikcia variabilnej srdcovej frekvencie pomocou počítačového modelu R-R intervalov

Táto práca [11] sa zaoberá predikciou variabilnej srdcovej frekvencie v reálnom čase. Hlavným cieľom tejto práce bolo z 3 minútového záznamu EKG predikovať jeho vývoj (srdcovú frekvenciu) v nasledujúcich 2 minútach. Autori práce považujú 3 minútové meranie za najvhodnejšie, nakoľko v porovnaní s ostatnými metódami splňuje najlepšie hlavnú myšlienku práce. Tou bolo znížiť objem prenášaných dát (napr. na mobil) a tým zvýšiť životnosť batérie. [11]

Metóda využíva počet opakovaní (frekvencií) rovnakých trvaní R-R intervalov a využíva len detekciu QRS komplexu – detekcia T-vlny sa vynecháva kvôli zníženiu objemu prenášaných dát. Preto je tento spôsob výpočtovo jednoduchší. Po nameraní 3 minútového signálu sa vytvorí tabuľka R-R intervalov (zaokrúhlených na 2 desatinné miesta) a ich odpovedajúcich výskytov (počtov). Následne sa využíva matematika – Poissonové pravdepodobnostné rozdelenie, ktoré predpovedá vývoj nasledujúcich 2 minút. Pomocou týchto výpočtov sa určia rôzne parametre ako smerodajná odchýlka

alebo priemerný R-R interval v nadchádzajúcich minútach. V práci je taktiež zahrnutá detekcia KES pomocou veľmi podobných princípov popísaných vyššie. [11]

3.2 Metódy založené na vlnkovej transformácii signálu

Ďalšou z používaných metód je tzv. vlnková transformácia signálu (wavelet transform), ktorá nám umožňuje získať časovo - frekvenčný popis signálu. Táto metóda bola použitá v článkoch [12], [13]. Jej princíp spočíva v konvolúcii dvoch signálov a to signálu pôvodného (záznam EKG) a špeciálne odvodenej vlnky (wavelet). Zjednodušene, ak na signál EKG použijeme vlnku, ktorá svojimi vlastnosťami odpovedá QRS komplexu, po konvolúcii týchto dvoch signálov získame najvyššie "peaky" v miestach spomínaného QRS komplexu.

3.2.1 Detekcia PVC pomocou vlnkových koeficientov

Práca pojednáva o detekcii komorových extrasystol s využitím vlnkovej transformácie signálu a následným využitím jej koeficientov [12]. Koeficienty slúžia k rozdeleniu srdcových rytmov na normálne rytmy a PVC. Ako testovacie signály boli použité signály z databázy MIT-BIH Arrhythmia Database ([MITDB](#)). Celkovo bolo testovaných iba 5 signálov (106,116,119,205,221), nakoľko tieto záznamy obsahujú normálne rytmy a PVC, narozdiel od ostatných signálov, kde sa vyskytujú blokády Tawarových ramienok a rôzne iné patologické poruchy.

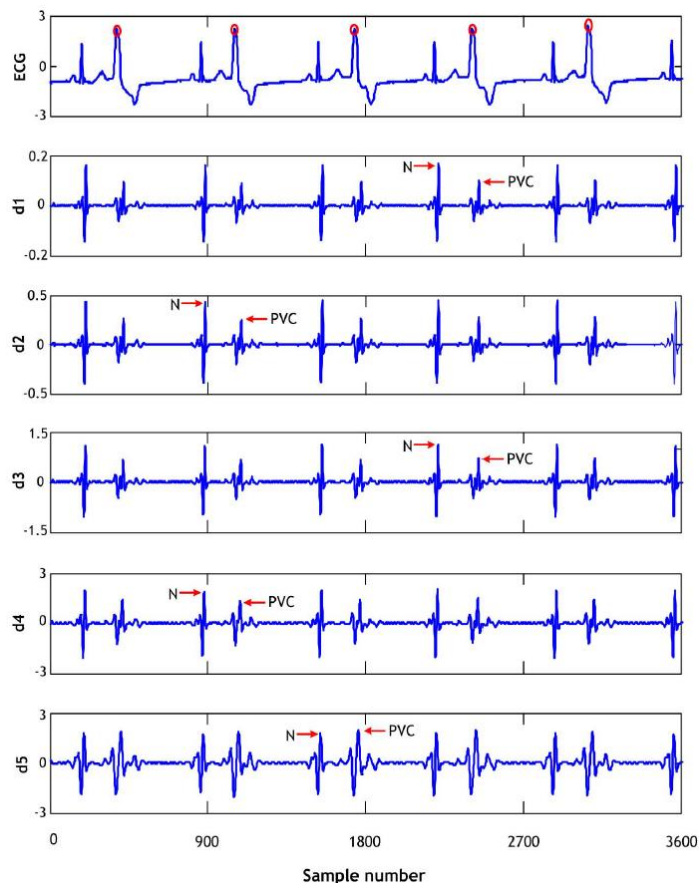
Diskrétna vlnková transformácia rozkladá signál pomocou série filtrov (hornej a dolnej priepusti) na viacero zložiek. Podľa stupňa rozkladu j , dostávame detailné koeficienty d_n , vytvorené hornou priepusťou a hrubé koeficienty A_n , vytvorené dolnou priepusťou. Pri použití diskkrétnej vlnkovej transformácii (ďalej už ako DWT) so stupňom rozkladu j dostávame $j+1$ koeficientov, a to koeficienty d_n s počtom rovným j a jeden hrubý koeficient A_n . Teda pri použití DWT ($j = 5$), dostávame koeficienty d_1-d_5 a jeden koeficient A_n . Je veľmi dôležité zvoliť správnu vlnku, s ktorou budeme signál porovnávať. V tejto práci bola zvolená Haarova vlnka, taktiež nazývaná daubechies prvého rádu (*db1*) so stupňom rozkladu 5. Získané koeficienty a ich frekvenčné pásma môžeme vidieť na Obr. 3.1.

Detail	frequency range
d_1	90Hz...180Hz
d_2	45Hz...90Hz
d_3	22,5Hz...45Hz
d_4	11,25Hz...22,5Hz
d_5	5,62Hz...11,25Hz

Obr 3.1: Frekvenčné pásma koeficientov vlnkovej transformácie, prevzaté z [12]

Následne bolo potrebné vybrať, ktoré koeficienty dokážu najlepšie rozlíšiť N a PVC. Na Obr. 3.3, je dobre vidieť značné rozdiely v amplitúdach N a PVC. Jedinou

výnimkou je koeficient d_5 kde rozdiel amplitúd nie je tak zreteľný. Z tohto dôvodu považujeme tento koeficient za zbytočný. Avšak, koeficienty d_1 , d_2 , d_3 , d_4 vykazujú jasné rozdiely medzi amplitúdami QRS a sú teda vhodné na detekciu komorových extrasystol. Následnou hlbšou analýzou boli nakoniec zvolené parametre d_3 , d_4 .



Obr. 3.2: Dekompozícia signálu EKG pomocou Haarovej vlnky so stupňom rozkladu 5 pre záznam č.119 z databázy MITDB (časový úsek 22,2-32,2 s), prevzaté z [12]

Ďalším krokom po získaní a selekcií koeficientov d_3 a d_4 bola ich normalizácia. Koeficienty boli normalizované (0-1) a nasledoval výpočet produktu h .

$$h = \left| \prod_{j=3}^4 d_j \right| \quad (1.1)$$

Keďže, koeficienty boli pred súčinom normalizované, aj výsledný produkt h je normalizovaný. Samotná detekcia je realizovaná pomocou prahu (amplitúda), ktorý nám dané QRS komplexy rozdeľuje na dve hľadané skupiny (N a PVC). Ako prah, bola zvolená hodnota 0,45. Všetky hodnoty $< 0,45$ boli klasifikované ako PVC, hodnoty vyššie ako prah boli naopak označené za normálne rytmy.

Táto metóda dosiahla presvedčivých výsledkov s priemernou úspešnosťou detekcie 98,48 %, senzitivitou 97,21 % a špecificitou 98,67 %. Avšak, táto metóda bola použitá len na 5 signálov z celkovo 48 dostupných v databázi MITDB. Zvolenie prahu o hodnote 0,45 hodnotíme taktiež negatívne, nakoľko po naprogramovaní tejto metódy

s rovnakými signálmi, vlnkou aj prahmi mal tento prah rovnakú úspešnosť ako uvádzajú autori len v 3 zo signálov (119,205,221). Zvyšné 2 signály dosahovali nedostatočných úspešností, a teda usudzujeme, že pri týchto signáloch je potreba tento prah zmeniť. Ak by sme chceli túto metódu použiť na všetky signály MITDB, tak by výsledky neboli dostačujúce. Preto autori práce odporúčajú, použiť vlnkovú transformáciu a jej koeficienty pre zvýraznenie morfológických parametrov signálu a následne vypočítané parametre použiť ako vstup do klasifikátoru SVM.

3.3 Metódy založené na energii signálu

Záznamy EKG zobrazujú priebeh napätia v čase. Hodnoty napätia sa v čase menia a nadobúdajú rôznych hodnôt – vznikajú amplitúdy. Tieto amplitúdy môžu nadobúdať rôznych hodnôt, trvaní alebo polarít. Na prvý pohľad môžu signály vypadáť rozdielne, ale môžu mať rovnakú silu signálu, nakoľko majú rovnakú energiu signálu. Teória energie signálu prikladá negatívnej časti signálu rovnakú váhu ako jej pozitívnej časti, a teda energiu signálu môžeme získať umocnením signálu alebo použitím absolútnej hodnoty. Energia diskretného signálu $x[n]$ je následne charakterizovaná ako plocha pod takto upravenou krivkou

$$E = \sum_{n=n1}^{n2} |x[n]|^2, \quad (1.2)$$

v časovom intervale $n1 \leq n \leq n2$. Takto vypočítanú energiu signálu môžeme ďalej použiť pri detekcii komorových extrasystol, pretože KES sú charakterizované širokým a často nepravidelným QRS komplexom. Takýto patologický QRS komplex sa vyznačuje väčšiou plochou pod krivkou a prejaví sa v hodnote energie signálu. [14]

3.3.1 Metóda kombinujúca detekciu R vln pomocou vlnkovej transformácie a energie signálu pre detekciu PVC

Uvedená metóda [14] pozostáva z dvoch hlavných častí. Prvá časť tejto práce sa zaoberá detekciou R vln pomocou vlnkovej transformácie. Túto časť si nebudeme podrobnejšie popisovať, nakoľko odbočuje od zadania našej práce.

Po detekcii R vln bol stanovený prah o hodnote 75 % z maximálnej hodnoty RR intervalov. Pri prekročení tohto prahu bol daný RR interval označený za extrasystolu, pravdepodobne na základe teoretickej znalosti o kompenzačných pauzách (podkapitola 2.3.4), ktoré nastávajú ihneď po KES. Autori tejto práce uvádzajú, že po použití tejto metódy na signál 105 (MITDB), zadetkovali celkovo 12 PVC, avšak po naprogramovaní a použití rovnakých podmienok boli zadetekované len 4 PVC. Taktiež, považujeme určenie len jedného prahu za nedostatočné, nakoľko KES sú charakterizované najmä krátkym RR intervalom, ako bolo popísané v podkapitole 2.3.2 Abnormálny QRS komplex, a navrhujeme tento algoritmus rozšíriť o ďalšiu podmienku, ktorá zahŕňa spomínaný krátky RR interval.

Druhá časť práce vypočítava energiu signálu, ktorú predchádza filtrácia signálu pomocou Butterworthovho filtra štvrtého rádu s medznou frekvenciou o hodnote 2 Hz. Jedná sa o filter typu horná priepusť, z dôvodu odstránenia nízkofrekvenčných artefaktov v signále. Po vypočítaní energie signálu bol opäť použitý len jediný prah o hodnote 60 % z maximálnej hodnoty energie. Výpočet energie spočíval v plávajúcom okne o dĺžke 600ms, čo odpovedá presne 216 vzorkom ($f_{vz} = 360$ Hz). Pri prekročení tohto prahu bolo toto okno ponechané.

Detekcia spočívala v kombinácii týchto dvoch parametrov a teda, ak bol RR interval klasifikovaný za PVC a zároveň energia signálu taktiež prekročila prah, bola táto pozícia uložená ako PVC. V prípade nezhody týchto dvoch parametrov nebola pozícia zadefinovaná ako extrasystola. Celkovo boli testované len 4 signály (100, 105, 114, 116), kde signály 100 a 105 dosiahli 100 % úspešnosť a celkovo pre 4 signály bola dosiahnutá úspešnosť 86.48 %.

Túto metódu [14] považujeme za najhoršiu z celkovo všetkých metód popísaných v teoretickej časti. Závisí na veľkom počte faktorov, prahy sa v rôznych signáloch môžu líšiť a musia byť modifikované. Nakoniec, ale usudzujeme, že energia signálu, ale môže byť dobre použiteľná, ako ďalší parameter popisujúci KES.

3.3.2 Metóda založená na dĺžke energie signálu

Netradičný prístup k detekcii KES popisuje práca [15], ktorá k detekcii využíva tzv. dĺžku energie signálu. Dĺžka energie signálu odpovedá distribúcií (rozdeleniu) energie signálu v čase. Pre určité amplitúdové spektrum, signály, ktoré majú svoju energiu optimálne sústredenú na začiatku signálu majú minimálnu dĺžku energie signálu. Naopak signály, ktoré majú svoju energiu viac rozptýlenú (QRS KES) majú dĺžku energie signálu dlhšiu. Tento fakt, môžeme využiť pri detekcii PVC, kde je QRS komplex značne širší ako normálny QRS komplex. Aj keď amplitúdy signálu môžu byť podobné, priam identické, je známe, že sa líšia vo fáze. Tento fázový posun sa dobre ukazuje na hodnote dĺžky energie signálu, ktorá je vypočítaná ako

$$SL = \sum_{n=0}^{L-1} w(n)[x(n)]^2 / \sum_{n=0}^{L-1} [x(n)]^2, \quad (1.3)$$

kde SL popisuje dĺžku signálu, n odpovedá poradiu prvku, L je dĺžka signálu a $w(n)$ je vektor neklesajúcich hodnôt (1, 2, 3...), ktorý prvkom vzdialenejším od začiatku pridáva väčšiu váhu a teda signál, ktorý má svoju energiu nahromadenú bližšie k začiatku (N) má menšiu dĺžku energie signálu, avšak signály s väčším fázovým oneskorením (PVC) budú mať túto dĺžku energie signálu väčšiu (dlhšiu).

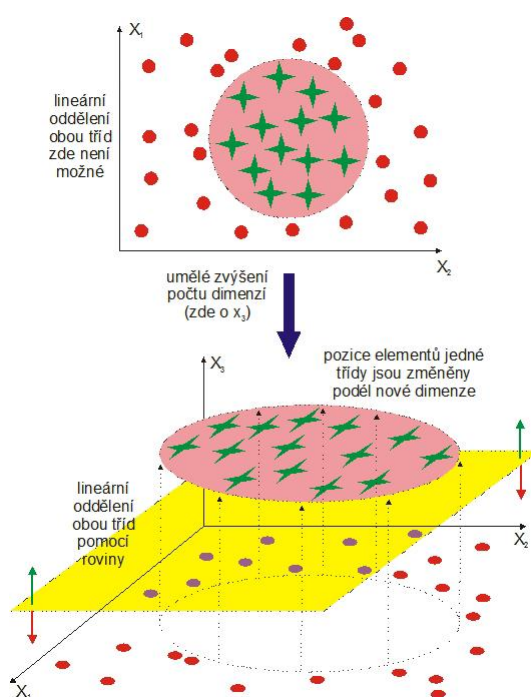
Táto práca ďalej vypočítava tzv. *MPC*, ktorý ďalej slúži k detekcii a rôznym nadväzujúcim výpočtom, ktoré používajú filtre, lineárnu diskriminačnú funkciu a transformácie signálov. Nás ale hlavne zaujal koncept energie dĺžky signálu, ktorý bude v našej práci použitý v praktickej časti.

3.4 Klasifikátory využívané pre detekciu KES

Pri detekcii KES je potrebné rozdeliť jednotlivé srdcové rytmy (v našom prípade) na dve skupiny. Algoritmus by mal byť schopný podľa zadaných vstupných parametrov (napr. morfológických) rozlíšiť, či sa jedná o KES alebo všetko ostatné. Presne toto nám zabezpečujú tzv. klasifikátory, ktoré podľa matematických metód dokážu vstupné dáta rozdeliť do dvoch alebo viacerých skupín. Existuje mnoho klasifikátorov, popísané boli len tie, ktoré boli v práci použité.

3.4.1 Klasifikátor support vector machines

Algoritmus podporných vektorov tzv. SVM (support vector machines) dokáže nájsť lineárnu hranicu medzi skupinami dát a zároveň je schopný reprezentovať zložité nelineárne funkcie. Podstata tohto algoritmu spočíva v prevode vstupných dát (vstupného priestoru) do viacdimenziálneho priestoru, v ktorom je už SVM schopné dáta rozdeliť. Tento postup dobre znázorňuje Obr. 3.3.

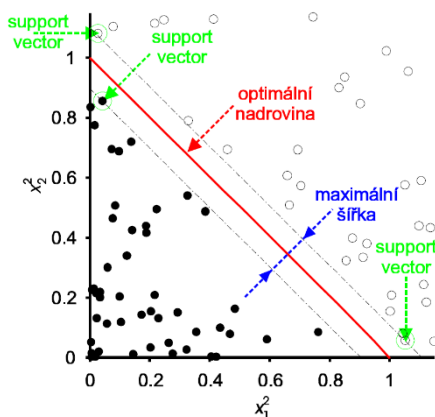


Obr. 3.3: Princíp funkcie klasifikátoru SVM, prevzaté z [16]

Problémom ale je, kde túto lineárnu hranicu umiestniť tak, aby najlepšie rozdeľovala vstupné dáta na požadované skupiny. Tento problém je o niečo zložitejší, ale dá sa vyriešiť.

Obecne platí, že pri počte vstupov N (napr. signálov) je takmer vždy možné nájsť optimálnu rozdeľovaciu nadrovinu (okrem špeciálnych prípadov), v priestore s $N - 1$ dimenziami. Pri tomto postupe ale môže nastať komplikácia v zmysle pretrénovania klasifikátoru a to v prípade, keď $N \approx d$, kde d nám popisuje počet

vstupných parametrov (napr. plocha QRS komplexu). Teda ak použijeme 47 signálov EKG, z ktorých vypočítame 10 morfológických parametrov, ktoré budú tvoriť vstupy do klasifikátora SVM, bude $N = 47$, $d = 10$. Práve preto je veľmi dôležité, nájsť optimálny lineárny oddeľovač, ktorý určuje čo najširšie pásmo medzi 2 skupinami dát, tak ako môžeme vidieť na Obr. 3.4.



Obr. 3.4: Zobrazenie optimálneho lineárneho oddeľovača (hranice) SVM, prevzaté z [16]

Optimálna lineárna hranica sa v algoritme SVM hľadá pomocou metódy *kvadratického programovania*. Ak nazveme vstupné parametre x_i , a ich vzorové klasifikácie y_i , ktoré nám napríklad udávajú či sa jedná o extrasystolu (1) alebo normálny rytmus (-1), sme schopní tento problém vyriešiť pomocou hľadania hodnôt α_i , ktoré maximalizujú výraz.

$$\sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \times x_j) \quad (1.4)$$

Pri tomto výraze ale platia podmienky.

$$\alpha_i \geq 0 \text{ a } \sum_i \alpha_i y_i = 0 \quad (1.5)$$

Tento výraz má len jedno globálne maximum a zároveň vstupy do tohto výrazu sú vo forme skalárneho súčinu dvojíc. Po vypočítaní optimálnych parametrov α_i je lineárny oddeľovač daný rovnicou 1.6

$$h(x) = \text{sign} \left(\sum_i \alpha_i y_i (x \times x_i) \right), \quad (1.6)$$

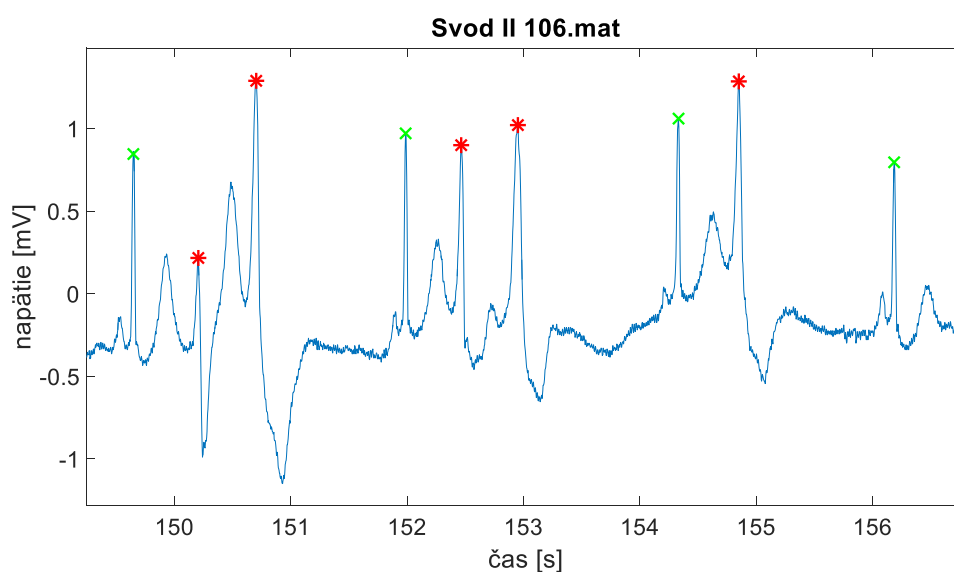
ktorá nám následne klasifikuje vstupné dáta do požadovaných skupín, v našom prípade N a PVC.

4 DETEKCIA KOMOROVÝCH EXTRASYSTOL

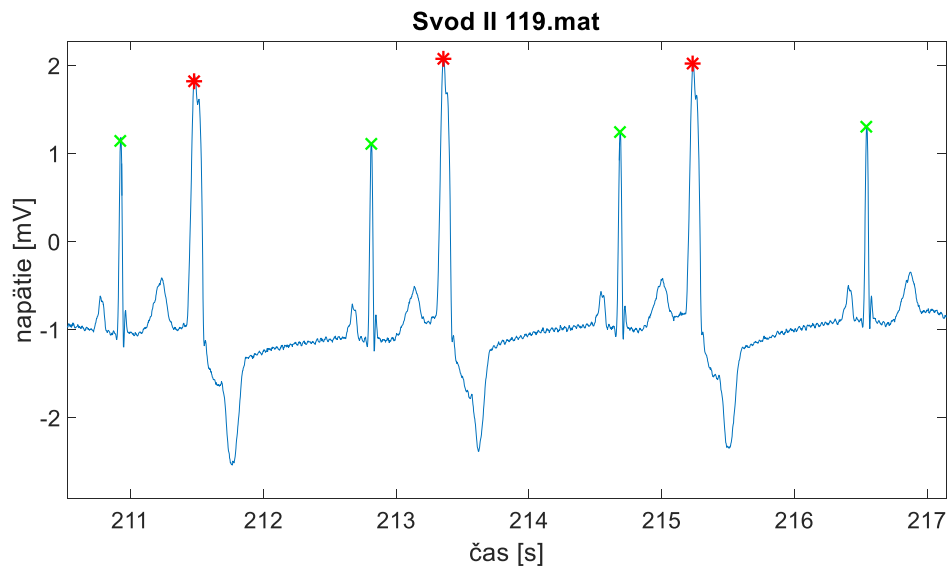
4.1 Použité signály

Pre vytvorenie algoritmov na detekciu komorových extrasystol boli použité signály z Physionetu ([MITDB](#)), konkrétne z databázy MIT-BIH Arrhythmia Database. Celkovo bolo použitých 48 signálov.

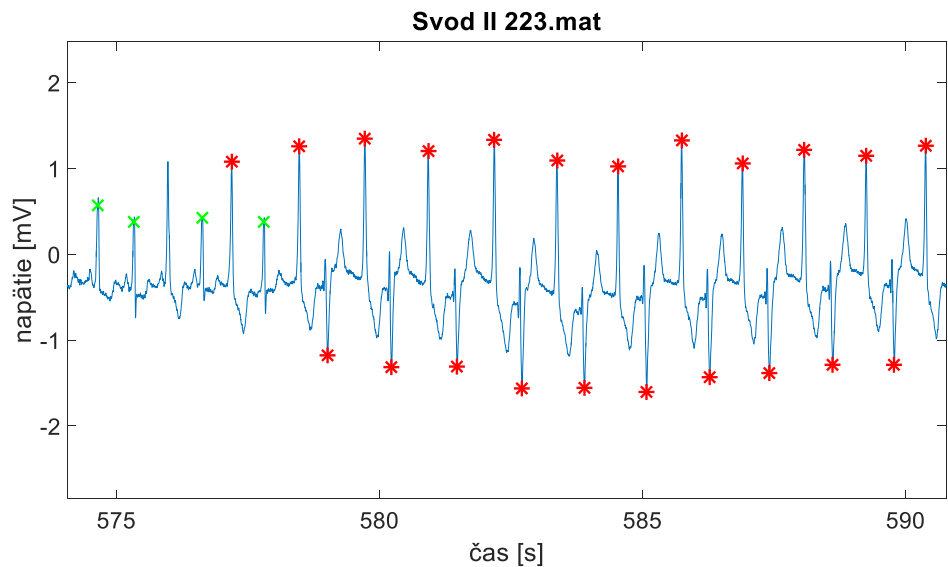
Súbor záznamov EKG obsahoval vždy len dva zvody – zvod II a zvod V1. Vzorkovacia frekvencia signálov bola 360 Hz. Záznamy obsahovali celkovo 650 000 diskretných vzoriek signálu – dĺžka záznamov bola teda 30 minút. Pre lepšiu názornosť si ukážeme jeden z použitých signálov (106.mat), ktorý obsahoval multiformné KES (vid'. Obr. 4.1). Ďalší signál (119.mat) obsahoval uniformné KES – znázornené červenou farbou (vid'. Obr. 4.2). Tretí signál (223.mat) obsahoval multiformné KES podobne ako v signále 106.mat a navyše sme pozorovali aj 2 série komorových tachykardií s rýchlosťou 100 - 105bpm (vid'. Obr. 4.3).



Obr. 4.1: Multiformné komorové extrasystoly (červené) zo signálu 106.mat (zvod II)



Obr. 4.2: Uniformné komorové extrasystoly (červené) zo signálu 119.mat (zvod II)



Obr. 4.3: Ukážka komorovej tachykardie zo signálu 223.mat (zvod II)

Týchto 48 signálov sme využili na základné testovanie a optimalizáciu funkčnosti algoritmov, ktoré si ďalej popíšeme v nasledujúcich podkapitolách.

4.2 Načítanie a úprava dát

Najprv, bolo potrebné načítať daný signál do programu Matlab R2015b. Načítaný signál pozostával z 5 premenných a to:

- *ann* – stĺpcový vektor anotovaných pozícií R-kmitov typu double
- *comments* – komentáre k daným R-kmitom typu cell
- *tm* – diskkrétne vzorky signálu (časová os) typu double
- *x* – 2 stĺpcové vektory hodnôt napätia (zvody II, V1) typu double

- *type* – klasifikačný stĺpcový vektor R-kmitov typu char

Vektor *ann* obsahoval nielen anotované pozície R-kmitov ale aj pozície tzv. „non-beat“ anotácií ako zmena kvality signálu (~) alebo zmena rytmu (+). Tieto anotácie bolo potrebné z vektoru odstrániť – nakoľko sú nepodstatné pri detekcii. Po odstránení vektor *type* obsahoval už len písmená V (komorová extrasystola) a O (všetko ostatné).

4.3 Detekcia využitím morfológických parametrov a klasifikátoru SVM

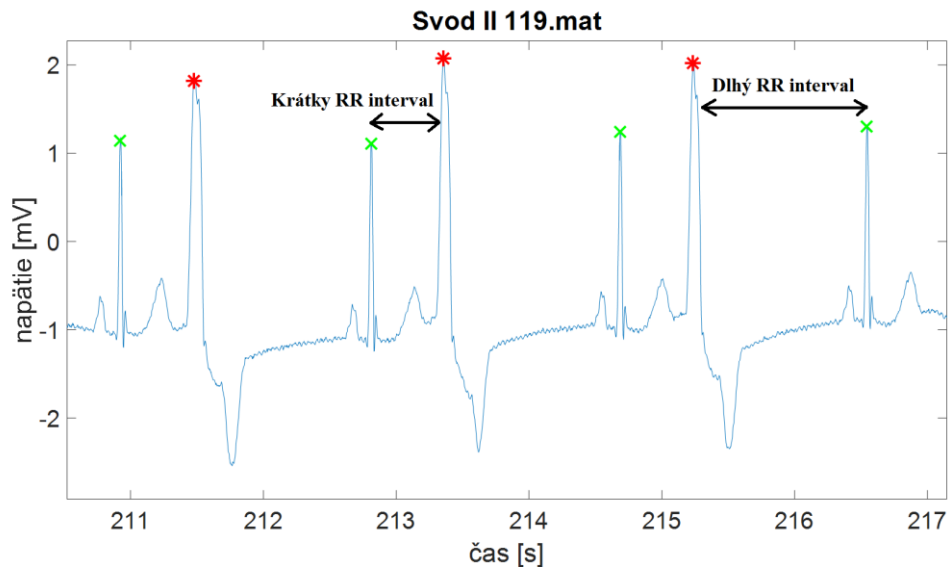
Morfológické parametre signálov sú často používané pri detekcii komorových extrasystol. Detekciu pomocou morfológických parametrov využili napríklad [10], [11] ale aj [9]. Pre vytvorenie algoritmu na detekciu KES bol použitý Matlab R2015b. Na základe teoretických poznatkov o prejavoch a charakteristických znakoch KES v signáloch EKG, ktoré boli popísané v podkapitole 2.3, sme vybrali celkovo 7 morfológických parametrov (viď. Tabuľka 4.1).

Tabuľka 4.1: Zoznam a popis použitých morfológických parametrov

Názov parametru	Popis parametru
MP_rozdiel	dĺžky trvania RR intervalov
MP_Rdif	veľkosti amplitúd R vln
MP_QRS_plus	pozitívne maximá R vlny
MP_QRS_minus	negatívne maximá R vlny
MP_RThalfplo	abs. plochy od QRS až po stred T vlny
MP_Pplo	abs. plochy P vln
MP_Allplo	abs. plochy od P vlny po stred T vlny

4.3.1 MP_rozdiel

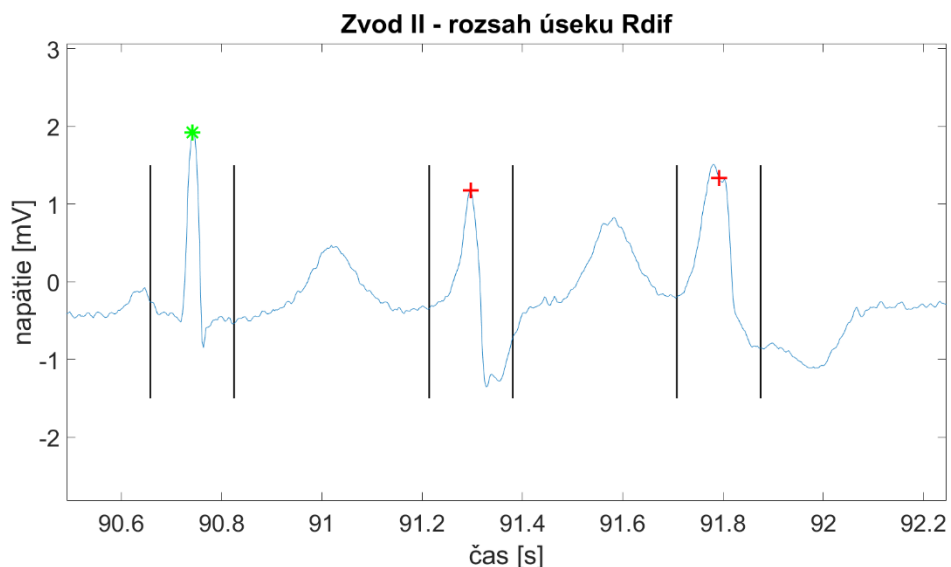
Tento parameter nám popisuje dĺžku trvania RR intervalov signálu. Bol zvolený na základe teoretických poznatkov týkajúcich sa kompenzačných páуз a abnormalite QRS komplexu KES. Krátky RR interval odpovedá situácií, kde KES nastáva v rýchлом slede hneď za normálnym rytmom (aktuálna pozícia RR intervalu odpovedá KES) a taktiež situácií, kde nastáva kompenzačná pauza, a teda aktuálny RR interval nám hovorí, že predchádzajúci rytmus bola KES (viď. Obr. 4.4). Tento parameter je teda vhodný na použitie do klasifikátoru SVM.



Obr. 4.4: Ukážka vplyvu KES (červené) na RR interval zo signálu 119.mat

4.3.2 MP_Rdif, MP_QRS_plus, MP_QRS_minus

Druhý prístup k problému detekcie komorových extrasystol riešia 3 vyššie uvedené parametre, ktoré určujú vlastnosti R-vlny. Prvý z nich, MP_Rdif, určuje veľkosť amplitúdy R-vlny. Výpočet je realizovaný hľadaním minimálnej a maximálnej hodnoty na vopred určenom úseku ($\text{ann}(i)-30$ až $\text{ann}(i)+30$), ktorý bol heuristicky zvolený, tak aby hľadané extrémny popisovali práve R-vlnu (viď. Obr. 4.5). Nájdené maximum je odčítané od nájdeného minima a hodnota amplitúdy je následne uložená do parametru MP_Rdif.



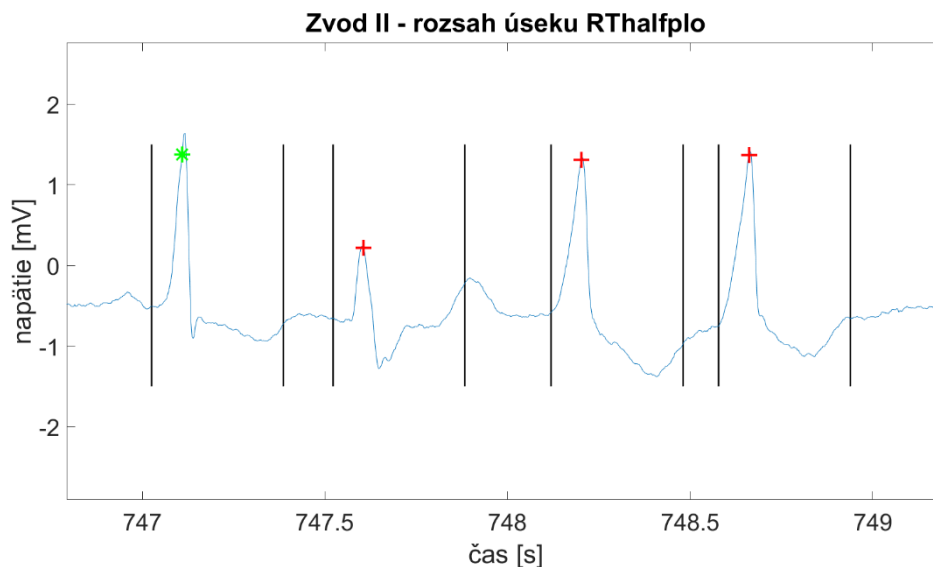
Obr. 4.5: Ukážka 3 úsekov pre výpočet parametru MP_Rdif zo signálu 106.mat

Nasledujúce dva parametre MP_QRS_plus a MP_QRS_minus obsahujú konkrétne hodnoty napätia v mieste maximálneho pozitívneho alebo negatívneho

“peaku” R-vlny. Ak sa v MP_QRS_plus nachádza R-vlna s negatívnou polaritou, a teda jej “peak” je v záporných hodnotách napätia, bola do parametru zapísaná 0. To isté platí aj v opačnom prípade. Pre lepšie pochopenie, sa môžeme pozrieť na Obr. 4.5, kde sa do premennej MP_QRS_plus v tomto prípade uložia hodnoty ypsilonovej osi v miestach anotácií (zelená hviezdička a červené krížiky) a naopak do premennej MP_QRS_minus sa uložia 3 nuly, nakoľko všetky 3 hodnoty napätia sú v pozitívnej časti signálu.

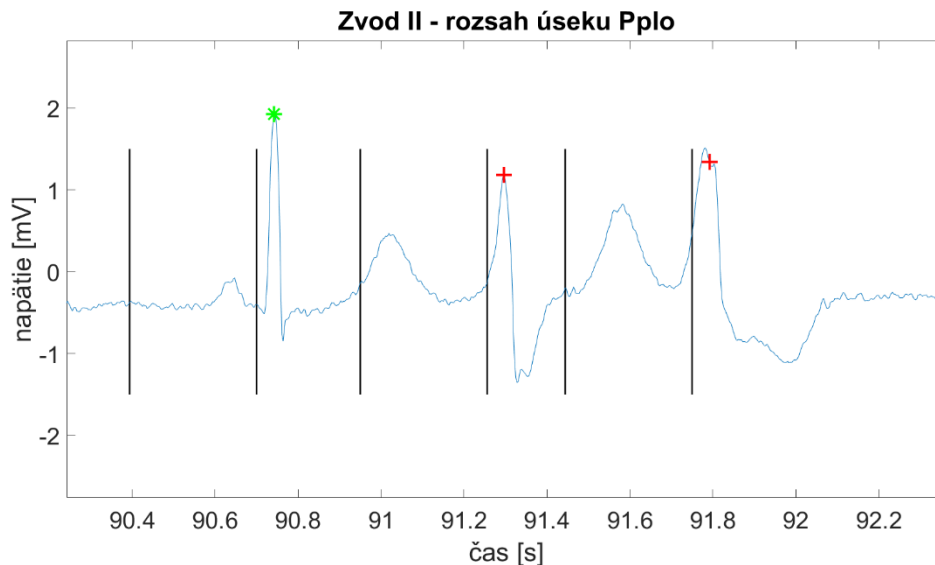
4.3.3 MP_RThalfplo, MP_Pplo, MP_Allplo

Ako posledné si popíšeme 3 plošné parametre. Prvý z nich, MP_RThalfplo vypočítava absolútnu hodnotu plochy na intervale od začiatku QRS komplexu ($\text{ann}(i)-30$) až po približný stred T vlny ($\text{ann}(i)+100$). Tento úsek bol špecificky zvolený – nakoľko na tomto úseku by sa mali najlepšie ukázať rozdiely plôch medzi KES a ostatnými rytmi. Abnormálny QRS komplex KES sa vyznačuje väčšou plochou a v niektorých prípadoch aj eleváciou či depresiou ST segmentu – viditeľná zmena absolútnej plochy. Koniec úseku bol zvolený len do polovice T vlny z dôvodu skreslenia v prípade 2 KES idúcich za sebou (viď. Obr. 4.6).



Obr. 4.6: Ukážka 4 plošných úsekov MP_RThalfplo zo signálu 223.mat

Druhý z plošných parametrov sa nazýva MP_Pplo a popisuje nám absolútnu plochu P vlny. Rozsah zvoleného úseku ($\text{ann}(i)-125$ až po $\text{ann}(i)-15$) môžeme vidieť na Obr. 4.7. Tento parameter bol vybratý, na základe poznatku o absencii P vlny u KES. Pri normálnom (fyziologickom – zelená hviezdička) rytme je na tomto úseku plocha veľmi malá nakoľko od KES, kde môžeme pozorovať omnoho väčšiu plochu, čo je spôsobené tým, že do úseku je započítaná plocha T vlny predchádzajúceho rytmu. Tento fakt, klasifikátoru umožňuje vidieť veľký rozdiel medzi normálnym rytmom a KES – zlepšuje sa úspešnosť detekcie.



Obr. 4.7: Ukážka 3 plošných úsekov MP_Pplo zo signálu 106.mat

Posledný z plošných parametrov je MP_Allplo, ktorý nám popisuje absolútnu plochu na celom úseku srdcového rytmu od $\text{ann}(i)-125$ až po $\text{ann}(i)+100$. Tento parameter opäť počíta s abnormálnym komplexom QRS u KES – väčšia plocha u KES.

4.4 Detekcia s využitím vlnkovej transformácie

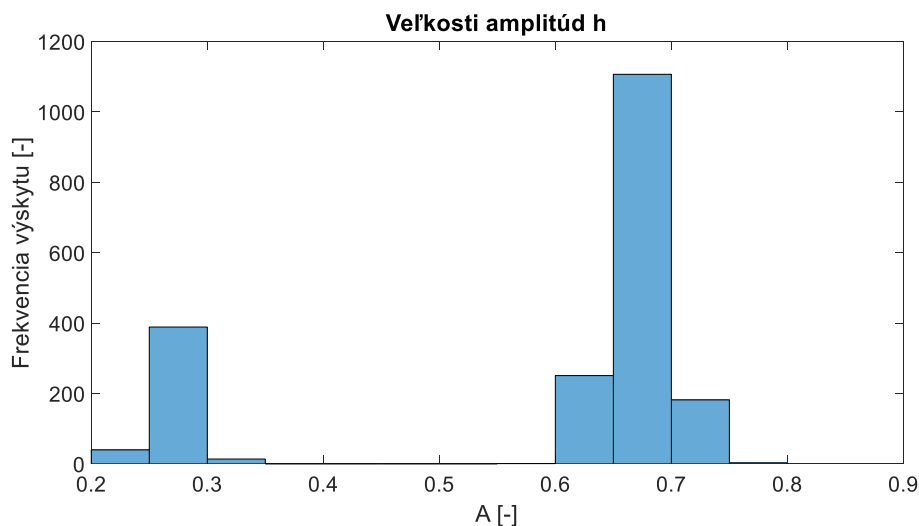
Signály použité v tejto metóde boli najprv predspracované (viď. podkapitola 4.2). Celkovo bolo použitých 5 signálov (neskôr všetky) z databázy MITDB. Týchto 5 signálov bolo vybratých, pretože narozdiel od ostatných signálov obsahujú len komorové extrasystoly a normálne rytmy. Princíp detekcie spočíva v použití vlnkovej transformácie (podrobnejšie vysvetlené v podkapitole 3.2) na EKG signál, po ktorom získavame koeficienty, ktoré sú ďalej normalizované a upravené. Pomocou zvoleného prahu z intervalu $0 < \lambda > 1$, rozdeľujeme QRS komplexy na normálne a PVC.

Pre správne fungovanie vlnkovej transformácie je potrebné, aby dĺžka transformovaného signálu bola deliteľná 2^j , kde j odpovedá stupňu rozkladu signálu. Preto bolo nutné, doplniť signály nulami. Všetky signály z MITDB sú rovnako dlhé, takže počet doplnených núl bol rovnaký. V tejto metóde bola použitá Haarova vlnka o stupni rozkladu rovnému 5. Pre výpočet koeficientov bola použitá funkcia *swt*. Syntax spomínanej funkcie $[SWA, SWD] = \text{swt}(x, j, 'wname')$, pozostáva z výstupných premenných *SWA*, *SWD*, kde do prvej z nich sa ukladajú aproximačné koeficienty vlnkovej transformácie a do druhej detailné koeficienty (ďalej používame len *SWD*). Premenná x nám vyjadruje signál EKG, premenná j stupeň rozkladu signálu a nakoniec 'wname' udáva názov použitej vlnky (v našom prípade 'haar').

Pre túto metódu boli ďalej zvolené už len koeficienty d_3 a d_4 , pretože najlepšie popisujú rozdiel medzi N a PVC [12]. Tieto koeficienty boli normalizované (0-1), a pre ešte väčšie zvýraznenie rozdielu vzájomne vynásobené. Absolútna hodnota

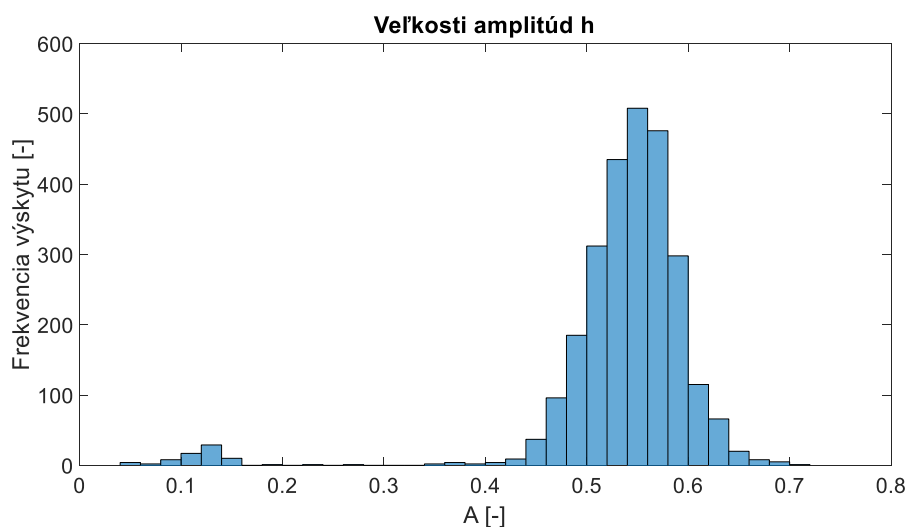
vynásobení normalizovaných koeficientov (podrobnejšie v podkapitole 3.2.1) nám vytvára premennú h . Táto premenná obsahuje hodnoty v intervale 0 - 1, ktoré nám popisujú amplitúdy signálu v čase.

Detekcia bola realizovaná nemenným prahom o hodnote 0,45 [12]. Táto hodnota prahu, dosahuje dobrých úspešností pre 3 signály (119,205,221), avšak pre zvyšné 2 signály (106,116) je použitie prahu o hodnote 0,45 nevhodné. Ako môžeme vidieť na Obr. 4.8, hodnoty výslednej premenej h sa pri signále 119.mat rozdeľujú do dvoch skupín.



Obr. 4.8: Histogram veľkostí amplitúd anotovaných R vln po použití vlnkovej transformácie (d3*d4) na pôvodný signál 119.mat (PVC – vľavo, N – vpravo)

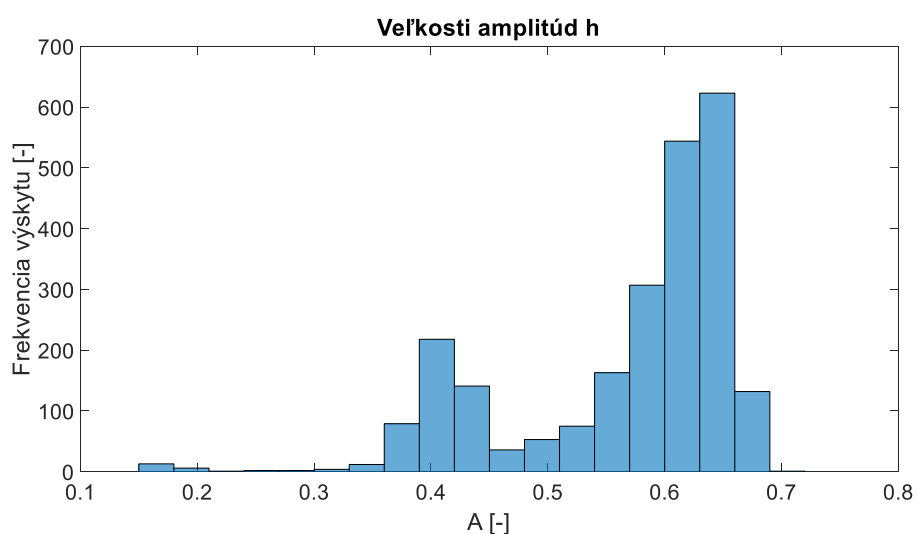
Prah je teda v tomto prípade optimálne možné nastaviť v intervale od 0,35 - 0,6. Druhý zo signálov, pre ktorý je prah o hodnote 0,45 taktiež vhodný, je signál 205.mat (viď. Obr. 4.9).



Obr. 4.9: Histogram veľkostí amplitúd anotovaných R vln po použití vlnkovej transformácie (d3*d4) na pôvodný signál 205.mat (PVC – vľavo, N – vpravo)

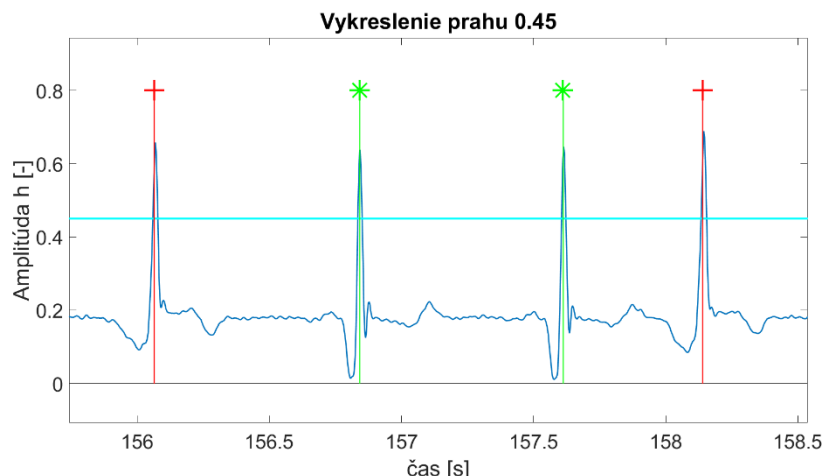
V tomto prípade je interval optimálneho nastavenia prahu rozdielny (0,15 – 0,45), hodnota 0,45 však ale stále spadá do optimálneho intervalu, a teda aj pre tento signál bude tento prah dosahovať dobrej úspešnosti detekcie KES. To isté platí aj pre signál 221.mat, jeho optimálny interval prahu je rovný 0,45.

Histogramy nám dobre popísali rozdiel medzi N a PVC. Menší počet PVC a aj ich menšia amplitúda (ľavá skupina v histogramoch na Obr. 4.8, 4.9) je jasne oddelená od pravej skupiny s omnoho väčším počtom N a vyššou amplitúdou anotovaných R vln. Tento prípad ale nenastáva u všetkých signálov, a preto je nutné prah optimalizovať. Pri signále 116.mat, ktorý bol tiež použitý v článku [12], môžeme pozorovať prekrytie hodnôt amplitúd – nevytvárajú sa oddeliteľné skupiny. V takomto prípade (viď. Obr. 4.10), je dáta veľmi ťažké rozdeliť – slabina tejto metódy.



Obr. 4.10: Histogram veľkostí amplitúd anotovaných R vln po použití vlnkovej transformácie (d3*d4) na pôvodný signál 116.mat (PVC a N sa prekrývajú pri hodnote 0,5)

Nedokážeme správne oddeliť N a PVC, a to má za následok zníženie celkovej úspešnosti detekcie až na 76 %, kde sme zadetkovali len 4 KES z celkových 109 KES obsiahnutých v signále 116.mat (veľmi malá senzitivita). Príčinou je nedostatočný rozdiel v amplitúdach N a PVC po vlnkovej transformácii pôvodného signálu (viď. Obr. 4.11). Amplitúda PVC by mala byť po tomto špecifickom postupe [12] menšia ako amplitúda N, to sa však pri signáloch 116.mat a 106.mat nedeje.

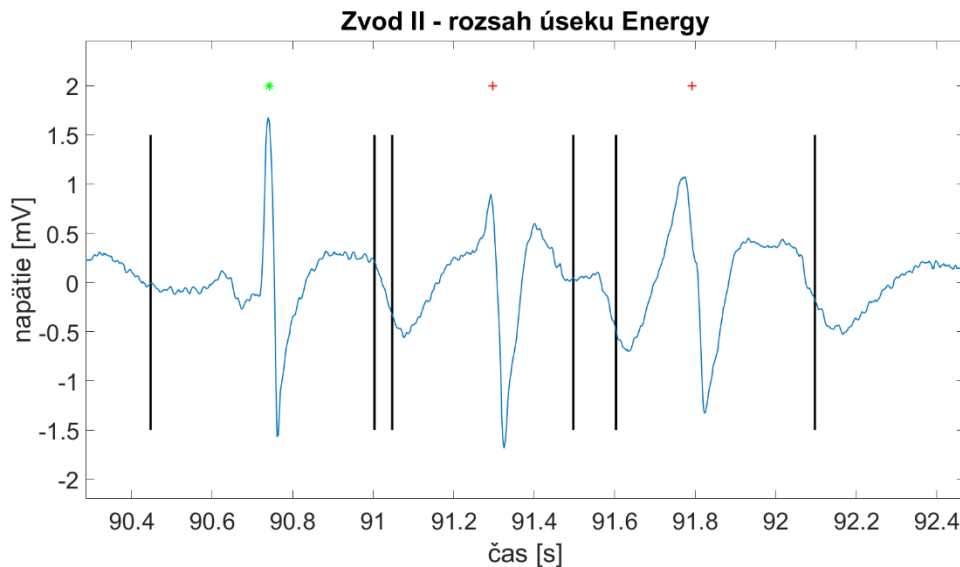


Obr. 4.11: Ukážka neúspešnej detekcie s prahom 0,45 (svetlomodrá) zo signálu 116.mat (PVC – červené, N – zelené)

Riešením tohto problému, bola už spomínaná optimalizácia prahu. Toto vylepšenie značne zlepšilo špecifickosť aj celkovú úspešnosť signálu (N rytmov je viac), avšak senzitivita klesla o 10,75 % (viď. podkapitola 5.2). Prah 0,45 bol nahradený obecnnejším výpočtom smerodajnej odchýlky a priemernej hodnoty amplitúd transformovaných R vln. Nový prah bol vypočítaný ako priemerná hodnota amplitúd transformovaných R vln mínus smerodajná odchýlka amplitúd daného signálu. Tento postup problém minimalizuje, avšak nerieši ho úplne. Preto považujeme túto metódu za vhodnú pre rozlíšenie niektorých skupín signálov, nie však pre použitie v reálnej praxi. Metóda vyžaduje ďalší výskum, vyskúšanie rôznych typov vlniek, rôznych stupňov rozkladu, použitia koeficientov, ktoré by boli vhodnejšie pre rozlíšenie N a PVC na rôzne typy signálov. Použitie vlnkovej transformácie a následné vypočítanie morfológických a iných parametrov dosadených do klasifikátoru SVM sa napriek všetkým predchádzajúcim nepresnostiam javí ako dobre použiteľná metóda.

4.5 Detekcia pomocou výpočtu energie signálu

Signály použité v tejto metóde boli opäť predspracované (viď. podkapitola 4.2). Nasledoval výpočet RR intervalov signálu a nastavenie prahu. Prah bol nastavený podľa článku [14] a to 75 % maximálnej hodnoty RR intervalu v danom signále. Ak bol prah prekročený bola aktuálna pozícia klasifikovaná ako normálny rytmus a predchádzajúca pozícia (anotovaný R kmit $i - 1$) ako extrasystola (podobne ako v podkapitole 4.3.1). Vektor zadetekovaných pozícií bol uložený a ďalším krokom bol výpočet energie. Výpočtu energie predchádzala filtrácia signálu Butterworthovým filtrom štvrtého rádu typu horná priepusť, o medznej frekvencii 2 Hz z dôvodu potlačenia nízkofrekvenčných zložiek signálu, ktoré by mohli výpočet energie skresliť. Energia bola vypočítaná v úseku danej R vlny (viď. Obr. 4.12) od $ann(i) - 106$ až do $ann(i) + 110$, kde premenná ann popisuje pozíciu zaanotovanej R vlny v signále.



Obr. 4.12: Ukážka rozsahu úseku výpočtu energie pre 3 anotované rytmy zo signálu 106.mat (zelené – N, červené PVC)

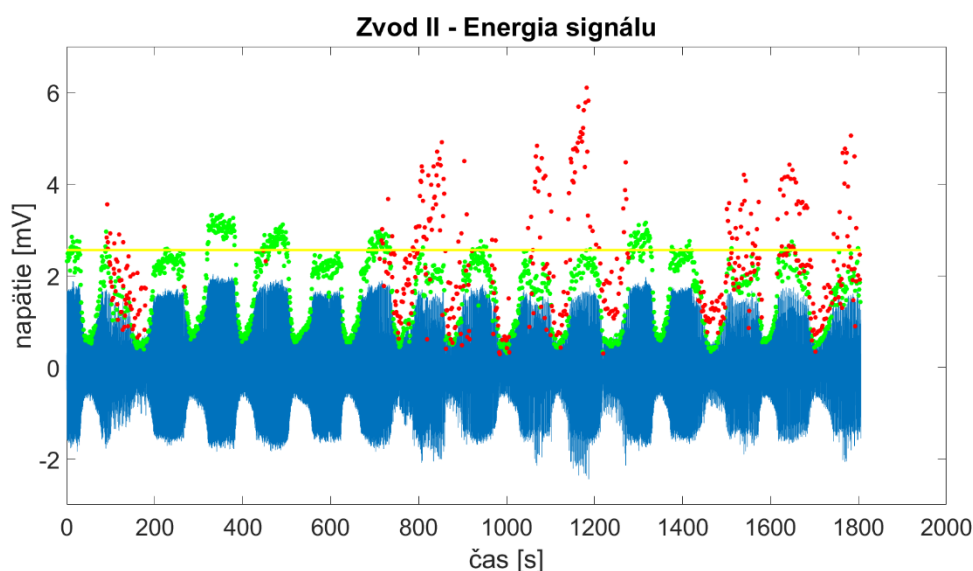
Rozsah 216 prvkov odpovedá trvaniu 600ms, čo odpovedá približnému trvaniu užitočnej časti pre výpočet energie srdcového rytmu ($f_{vz} = 360$ Hz). Po výpočte energie pre každý z rytmov, boli energie daných úsekov klasifikované – ak prekročili 60 % maximálnej hodnoty energie signálu považujeme ich za KES, ak nie tak sa jedná o normálny rytmus.

Výsledná detekcia spočívala v kombinácii týchto dvoch metód [14], a teda ak sa tieto dva detektory v klasifikácii zhodli, tak bolo zapísané do výsledného vektora detekcie 'V', a ak sa nezhodli tak 'O'. Autori tejto práce túto metódu avšak opäť testovali celkovo len na 4 signáloch, a neuviedli dostatočne podrobné vyhodnotenie úspešností, iba celkovú úspešnosť detekcie 86,48 %, z ktorej nevieme posúdiť senzitivitu a špecificitu ich detektoru. Túto úspešnosť považujeme za veľmi malú, keď zoberieme v úvahu, že signály boli len 4 a boli zvolené (netestované na celej databáze). My sme sa pokúsili ich metódu zreprodukovať, a použiť na všetky signály z MIT-BIH. Výsledky detekcie pri použití na všetky signály z databázy MIT-BIH môžeme vidieť v tabuľke 5.4.

Ďalším krokom bola snaha o optimalizáciu spomínaného algoritmu. Detektor RR intervalov sme rozšírili o ďalšiu podmienku, ktorá berie v úvahu aj krátke RR intervaly. Prahová hodnota bola heuristicky zvolená na hodnotu 85 % z priemernej dĺžky RR intervalu daného signálu. Ak bol aktuálny RR interval menší ako táto hodnota, klasifikovali sme tento rytmus ako KES. Taktiež bola zmenená hodnota prahu dlhých RR intervalov z hodnoty 75 % na hodnotu 90 % maximálnej dĺžky RR intervalu signálu. Prah pre energiu signálu bol pozmenený z hodnoty 60 % maximálnej energie na hodnotu súčtu priemernej hodnoty energie a smerodajnej odchýlky. Predchádzajúci prah nemohol fungovať, nakoľko sme si všimli, že v niektorých signáloch nájdeme

chyby (neprimerane veľké R vlny), ktoré keďže využívame maximálnu hodnotu, znemožnia klasifikáciu extrasystol.

Metódy s využitím energie signálu hodnotíme ako najhoršie z použitých metód v tejto práci, pretože nedokážu spoľahlivo popisovať rozdiel medzi N a PVC. Je potrebná veľmi špecifická a individuálna filtrácia pre každý signál, aby sme boli schopní minimalizovať nízkofrekvenčné, či vysokofrekvenčné artefakty v signále, ktoré spôsobujú, zmeny plôch pod krivkami (zmeny energií) a teda nepresnosti v klasifikácií. Detekciu celkovo môže ovplyvniť mnoho faktorov, túto metódu považujeme za veľmi jednoduchú a výpočtovo nenáročnú a z tohto dôvodu nemôžeme očakávať vysoké hodnoty úspešností detekcie. Ako môžeme vidieť na Obr. 4.13, normálne rytmy (zelené) majú v celku rovnomerné rozloženie energie, ale energie KES (červené) sa pohybujú v širokom rozmedzí hodnôt. Práve preto, použitie konštantného prahu (žltá) nedokáže dostatočne klasifikovať komorové extrasystoly – dosiahnutá senzitivita detektoru bola 62,42 %.



Obr. 4.13: Ukážka dôvodu neúspešnej detekcie pomocou výpočtu energie (N – zelené, PVC – červené) a konštantného prahu (žltá) zo signálu 106.mat.

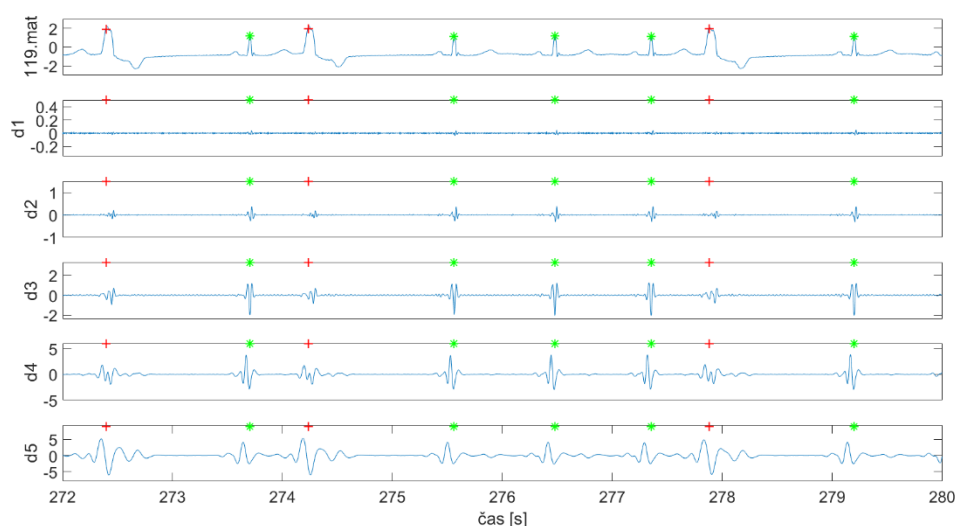
4.5.1 Detekcie na základe dĺžky energie signálu

Signály sme znova predspracovali, a použili rovnaký filter ako v predchádzajúcej metóde, nakoľko aj pri tejto metóde môžu nízkofrekvenčné zložky znehodnotiť úspešnosť detekcie. Dĺžka energie signálu bola vypočítaná taktiež na rovnakom úseku ako v predchádzajúcej metóde (viď. Obr. 4.12), prah bol zvolený ako súčet priemernej hodnoty dĺžky energie signálu a 75 % smerodajnej odchýlky dĺžky energie signálu. Táto veľmi jednoduchá metóda dosiahla senzitivity 63,16 % (podrobnejšie v podkapitole 5.4).

4.6 Detekcia založená na kombinácii použitých metód

Poslednou časťou našej práce bolo spojenie popísaných metód. Vznikla myšlienka použiť vlnkovú transformáciu na signál a následne vypočítať morfológické parametre a energiu transformovaného signálu. Vypočítané parametre boli následne dosadené do klasifikátora SVM. Celkovo bolo vypočítaných 7 morfológických parametrov, energia signálu a dĺžka energie signálu. Nevýhodou tejto metódy bola časová náročnosť výpočtu 9 parametrov pre všetkých 48 signálov a klasifikácia 6 typmi detektorov (násobky hodín).

Prvým krokom bolo zvolenie typu vlnky. Zvolili sme vlnku typu *db8*, ktorá bola použitá v článku zaoberajúcom sa detekciou arytmií pomocou vlnkovej transformácie a morfológicko – dynamickými vlastnosťami signálu [17]. Následne bolo dôležité zvoliť koeficient, ktorý by na základe morfológických parametrov a energií signálu dosahoval najlepších výsledkov. Preto sme si zobrazili transformovaný signál (stupeň rozkladu 5) a zvolili sme koeficienty *d3*, *d4*, *d5* pre výpočet našich parametrov (viď. Obr. 4.14).



Obr. 4.14: Dekompozícia signálu 119.mat (PVC – červené, N – zelené) pomocou vlnky *db8* so stupňom rozkladu 5 (časový úsek 272-280 s)

Z obrázku je jasne vidieť, že tieto 3 koeficienty najlepšie zobrazujú rozdiel medzi N a PVC. Jednotlivé kroky vlnkovej transformácie, výpočtu morfológických parametrov či výpočtu energie neboli nijak pozmenené. Očakávali sme, že spojenie týchto metód nebude také jednoduché. Detekcia takýmto spôsobom si vyžaduje podrobnejšiu analýzu pre typ zvolenej vlnky a jej koeficientov, ktorá bola časovo náročná (program parametre a úspešnosti počítal niekedy až 5 hodín – pre jeden koeficient). Odhadujeme, že pre celkovú analýzu by bolo potrebné vyskúšať minimálne 10 vlniek *db1* - *db10*, a z každej takejto vlnky minimálne 3 koeficienty. Ďalej by bolo štatisticky potrebné zistiť akým spôsobom sa daný parameter podieľa na úspešnosti

detektoru. Takýmto postupom zvoliť definitívny typ vlnky, koeficient, poprípade kombináciu koeficientov (ako v podkapitole 4.4), a správny typ a počet parametrov, ktoré by boli špecificky prispôsobené danému koeficientu.

Nakoniec boli výsledky detekcie vyhodnotené pre vlnku typu *db8* a koeficienty *d3*, *d4* a *d5* podrobnejšie popísané v podkapitole 5.5

5 VYHODNOTENIE ÚSPEŠNOSTI DETEKCIE

5.1 Použité parametre hodnotenia

Použité detektory boli testované na všetkých signáloch (48) z databázy MIT-BIH. Nadobudnuté hodnoty úspešnosti detekcie boli vyhodnotené pomocou senzitivity a špecificity použitého detektoru.

Senzitivita detektorov bola vypočítaná ako

$$Se = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (1.7)$$

a špecificita detektorov bola vypočítaná ako

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP}, \quad (1.8)$$

kde TP odpovedá správne zadetekovaným komorovým extrasystolám, TN správne zadetekovaným fyziologickým rytmom, FP zle zadetekovaným fyziologickým rytmom (namiesto sinusového rytmu detektor zadetkoval extrasystolu) a nakoniec FN , kde detektor namiesto KES zadetkoval sinusový rytmus (prehliadol KES).

Na základe týchto 2 ukazovateľov spoľahlivosti a presnosti detektorov boli vyhotovené tabuľky úspešností nižšie.

5.2 Úspešnosť detekcie využívajúcej morfológické parametre a klasifikátor SVM

Metóda morfológických parametrov využíva celkovo 6 typov detektorov. Každý z nich používa klasifikátor SVM (popísaný v 3.2.1) a rozdiel medzi nimi spočíva v spôsobe použitej matematickej metódy pre výpočet SVM a normalizácii dát. Prvé 3 detektory nevyužívajú normalizáciu dát a spôsob výpočtu SVM je realizovaný pomocou 3 prednastavených metód – gaussian, rbf (radial basis function) a linear. Detektory 4 až 6 mali vstupné morfológické parametre normalizované, avšak úspešnosť detekcie to nezvýšilo. Naopak po normalizácii vstupných parametrov sme po dosadení do SVM dostali omnoho horšie výsledky (viď. Tabuľka 5.1). Najlepšiu úspešnosť dosiahli detektory bez normalizácie dát s využitím metódy gaussian a rbf pre klasifikátor SVM. Normálne rytmy detekovali takmer bezchybne ($Sp = 99,55\%$), pri extrasystolách bola úspešnosť menšia ($Se = 83,95\%$). Úspešnosť detekcie extrasystol by bola väčšia, keby sme detektor nepoužili na všetky signály z MIT-BIH. Niektoré signály z databázy MIT obsahujú aj iné poruchy srdcových rytmov (blokády Tawarových ramienok a.i.), ktoré sa niekedy vyznačujú podobnými morfológickými parametrami ako KES, avšak sú zaradené do skupiny „O“ (všetky ostatné rytmy okrem KES) a tým zhoršujú senzitivitu.

Tabuľka 5.1: Vyhodnotenie úspešnosti detektorov využívajúcich morfológické parametre, použité všetky signály z databázy MIT-BIH (48)

Detektor	Se [%]	Sp [%]
gaussian	83,95	99,55
rbf	83,95	99,55
linear	70,44	99,34
Ngaussian	41,61	99,,85
Nrbf	41,61	99,85
Nlinear	31,99	99,81

5.3 Úspešnosť detekcie využívajúcej vlnkové koeficienty a prahovú hodnotu

Detekcia využívajúca vlnkovú transformáciu a jej koeficienty spolu s pevným prahom o hodnote 0,45 dosiahla presvedčivé výsledky na určitých signáloch (viď. Tabuľka 5.2),

Tabuľka 5.2: Vyhodnotenie úspešností detekcie využívajúcej vlnkové koeficienty a prahovú hodnotu 0,45 na vybraných signáloch (10) z databázy MIT-BIH

Signál č.	Se [%]	Sp [%]
'119.mat'	99,77	100
'205.mat'	98,59	98,60
'221.mat'	99,24	96,06
'121.mat'	100	85,61
'123.mat'	100	100
'202.mat'	100	99,49
'208.mat'	96,47	89,96
'221.mat'	99,24	96,06
'230.mat'	100	92,55
'231.mat'	100	100

avšak táto metóda nie je dostatočne použiteľná pre všetky signály z MITDB. V tabuľke 5.3 môžeme vidieť pokles úspešnosti, spôsobený signálmi, ktorým prah o hodnote 0,45

nevyhovoval. Ako bolo spomenuté vyššie, táto metóda zlyháva pri použití na všetky signály (48), preto bola vyvinutá snaha prah optimalizovať, zavedením výpočtu prahu ako rozdiel priemernej hodnoty amplitúd a smerodajnej odchýlky. Tento postup značne zvýšil špecifickosť, ale zaznamenali sme pokles senzitivity o 10,75 %.

Tabuľka 5.3: Hodnoty priemernej úspešnosti detektoru s pevným prahom 0,45 (WT_045) a detektoru s optimalizovaným prahom pre všetky signály z databázy MIT-BIH

Detektor	Se [%]	Sp [%]
WT_045	72,75	62,84
WT_MEAN-STD	62,00	91,35

5.4 Úspešnosť detekcie využívajúcej energiu signálu

Predposledná z metód využíva k detekcií tzv. energiu signálu. Detektor naprogramovaný podľa odbornej práce [14], bol použitý na všetky signály z databázy MIT-BIH, narozdiel od použitia na 4 signáloch ako v spomínanej práci. Detektor pozostáva z troch častí, prvá z nich klasifikuje KES pomocou RR intervalov, druhá pomocou energie signálu a tretia je prienikom týchto dvoch detektorov.

V tabuľke 5.4 môžeme vidieť, že použitie tohto detektoru na všetky signály dosahuje nízkych hodnôt senzitivity aj špecificity, čo je spôsobené neschopnosťou jednotlivých detektorov správne spolupracovať. Za jednu z hlavných príčin považujeme výskyt chybných hodnôt energií (niekoľko násobne väčšie plochy pod krivkou) v signáloch z MIT-BIH, pravdepodobne spôsobené nedostatočnou filtráciou, myopotenciálmi či pohybmi pacienta [18]. Teda použitie prahu ako percentuálnej časti z maxima energie v danom signáli skresľuje úspešnosť detektoru. Ďalej, použitie len 1 prahovej hodnoty pre RR intervaly pokladáme za nedostatočné (podrobnejšie v podkapitole 4.5) a tomu odpovedá aj senzitivita a špecifickosť detektoru RR_INT (Tabuľka 5.4). Optimalizácia tejto metódy je popísaná v nasledujúcich riadkoch.

Tabuľka 5.4: Vyhodnotenie úspešnosti detektoru využívajúceho kombináciu RR intervalov a energie signálu k detekcií KES, použité všetky signály (48) z MIT-BIH

Detektor	Se [%]	Sp [%]
RR_INT	48,55	61,66
ENERGY	33,80	82,41
ENERGY+RR_INT	21,34	90,11

Optimalizáciou detektorov (podrobnejšie v 4.5) RR_INT a ENERGY sme dosiahli zlepšenie v senzitivite aj špecificite obidvoch detektorov jednotlivo, a taktiež zlepšenie celkovej priemernej úspešnosti spojenia týchto dvoch detektorov (viď. Tabuľka 5.5).

Tabuľka 5.5: Vyhodnotenie úspešnosti optimalizovaného detektoru využívajúceho kombináciu RR intervalov a energie signálu k detekcií KES, použité všetky signály (48) z MIT-BIH

Detektor	Se [%]	Sp [%]
RR_INT2	87,62	90,63
ENERGY2	62,42	80,45
ENERGY+RR_INT2	54,86	97,40

Detektor založený na RR intervaloch dosiahol lepších hodnôt senzitivity aj špecificity ako detektor využívajúci energiu signálu. Spojenie týchto dvoch detektorov považujeme za nepraktické, nakoľko samotná detekcia pomocou RR intervalov má značne lepšie výsledky.

Posledná z použitých metód využívala tzv. dĺžku energie signálu, ktorá popisuje rozloženie energie na danom úseku v čase. Prvkom bližšie k začiatku je pričítaná mnohonásobne menšia hodnota ako tým na konci, a tým pádom by KES mali mať dlhšiu energiu signálu ako normálne rytmy (pretože majú inú fázu – trvajú dlhšie). Prahovanie tohto detektoru bolo určené heuristicky – 75 % zo smerodajnej odchýlky. Boli vyskúšané dva rôzne úseky pre výpočet energie, a to úsek o počte 216 prvkov (zahŕňa celé QRS) a úsek o dĺžke 60 prvkov (zahŕňa len oblasť R vlny). Výsledky detekcie sú uvedené v tabuľke 5.6. Konštatujeme, že táto metóda dosiahla prekvapivé výsledky napriek svojej jednoduchosti. Taktiež si myslíme, že metóda je použiteľná, hlavne na signály so značným rozdielom plôch N a PVC, poprípade na signály kde sa v PVC prejavuje elevácia či depresia ST úseku (podkapitola 2.3.3), ktorá spôsobí značný nárast hodnôt dĺžky energie signálu, nakoľko na konci úseku sú hodnoty energie (v tomto prípade vyššej ako normálne – elevácia či depresia ST) násobené najväčšími číslami (podrobnejšie popísané v podkapitole 3.3.2).

Tabuľka 5.6: Vyhodnotenie úspešnosti detektoru založeného na dĺžke energie signálu a konštantného prahu o rôznej dĺžke úseku (216 a 60 prvkov) pre výpočet energie.

Detektor	Se [%]	Sp [%]
ENERGY_LENGTH075_216	63,16	88,16
ENERGY_LENGTH075_60	65,87	86,78

5.5 Úspešnosť detekcie využívajúcej kombináciu použitých metód

Použitím vlnkovej transformácie využívajúcej vlnku typu *db8* sme transformovali všetky signály z databázy MIT-BIH a pre výpočet parametrov sme zvolili koeficienty *d3*, *d4* a *d5*. Boli vypočítané morfológické parametre a energia signálu. Tieto parametre, celkovo 9, boli vložené do klasifikátora SVM. Pre zrýchlenie výpočtu a zlepšenie úspešnosti (parametre energie výsledky zhoršovali) sme parametre energie nakoniec ako vstup do klasifikátora SVM nepoužili, celkovo teda bolo použitých len 7 morfológických parametrov na transformovaný signál. Taktiež sme zredukovali počet detektorov na 3, detektory využívajúce normalizované parametre nedosahovali dobrých úspešností a zbytočne predlžovali výpočet. Výsledky úspešností pre jednotlivé koeficienty môžeme vidieť v tabuľkách 5.7, 5.8 a 5.9. Najlepších výsledkov dosiahol koeficient *d5* s použitým detektorom SVM typu *gaussian*.

Tabuľka 5.7: Vyhodnotenie úspešností kombinácie vlnkovej transformácie (*db8*) pre koeficient *d3* a morfológických parametrov, použité všetky signály (48) z MIT-BIH

Detektor	Se [%]	Sp [%]
WT_DB8_D3_gauss	50,97	97,57
WT_DB8_D3_rbf	50,97	97,57
WT_DB8_D3_linear	43,23	98,12

Tabuľka 5.8: Vyhodnotenie úspešností kombinácie vlnkovej transformácie (*db8*) pre koeficient *d4* a morfológických parametrov, použité všetky signály (48) z MIT-BIH

Detektor	Se [%]	Sp [%]
WT_DB8_D4_gauss	71,56	99,22
WT_DB8_D4_rbf	71,56	99,22
WT_DB8_D4_linear	57,25	99,26

Tabuľka 5.9: Vyhodnotenie úspešností kombinácie vlnkovej transformácie (*db8*) pre koeficient *d5* a morfológických parametrov, použité všetky signály (48) z MIT-BIH

Detektor	Se [%]	Sp [%]
WT_DB8_D5_gauss	76,20	99,68
WT_DB8_D5_rbf	76,20	99,68
WT_DB8_D5_linear	58,63	99,39

6 POROVNANIE DOSIAHNUTÝCH VÝSLEDKOV

Pre porovnanie dosiahnutých výsledkov sme vytvorili tabuľku 6.1, ktorá obsahuje názov danej odbornej práce, použitú databázu (v zátvorkách uvádzame počet použitých signálov z databázy, popřípade aj dĺžku ich trvania) a samozrejme hodnoty senzitivity a specificity dosiahnutých metód (pri použití viacerých metód v jednej práci uvádzame viac hodnôt Se, Sp).

Tabuľka 6.1: Prehľad dosiahnutých úspešností detekcie KES ostatnými autormi

Názov práce	Databáza	Se [%]	Sp [%]
Ecg Beat Classification Using A Cost Sensitive Classifier [10]	MIT-BIH (10, 5MIN)	98.2/99.0	[-]
A Count Data Model For Heart Rate Variability Forecasting And Premature Ventricular Contraction Detection [11]	MIT-BIH (24)	93.7	96.6
Premature Ventricular Contraction Arrhythmia Detection Using Wavelet Coefficients[12]	MIT-BIH (5)	97.21	98.67
A New Approach To Ecg Peak Detection [19]	MIT-BIH (44, 5 MIN)	98.82/ 99.36	99.36/ 99.28
Detection Of Pvc For Real-Time Applications [20]	MIT-BIH (26)	91.05	99.55
Robust Neural-Network-Based Classification Of Pvc Using Wavelet Transform And Timing Interval Features [21]	MIT-BIH (40)	82.57	98.33
A Robust Method For Diagnosis Of Morphological Arrhythmias Based On Hermitian Model Of Higherorder Statistics [22]	MIT-BIH (2938 BEATS)	95.50/ 94.12/ 94.12	99.65/ 99.80/ 99.62
Detection Of Pvc By Using A Wavelet-Based Statistical Ecg Monitoringprocedure [23]	MIT-BIH (48)	87,20/ 83,90/ 71,00	98,80/ 99,80/ 99,90
Detection Of Premature Ventricular Beats In Ecg Records Using Bayesian Networks Involving The P-Wave And Fusion Of Results [24]	MIT-BIH (48)	81,70/ 82,96/ 86,45/ 84,79	99,52/ 99,31/ 99,04/ 99,49

Z tabuľky je jasne vidieť, že úspešnosti metód, ktoré použili pre svoje testovanie iba výber zo signálov MIT-BIH (teda nie všetky signály), boli veľmi vysoké. Jedinou výnimkou je metóda [19], ktorá dosiahla úspešnosť senzitivity až 99,36 %, avšak táto práca vyhodnocovala iba prvých 5 minút signálu z celkových 30. To je spôsobené tým,

že autori prác si vybrali signály vhodné pre ich detektor a z tohto dôvodu ich detektor dosahoval vysokých hodnôt úspešností. Pri metóde [21], bolo použitých celkovo 40 signálov z databázy MIT-BIH a metóda dosiahla hodnotu senzitivity 82,57 %. Pozorujeme teda jasný vzťah medzi poklesom senzitivity a počte použitých signálov. Metódy [23], [24] využili, tak ako my, celú databázu signálov MIT-BIH a dosiahli porovnateľných výsledkov s našou prácou. Ako najlepší detektor hodnotíme nami vytvorený detektor využívajúci morfológické parametre a klasifikátor SVM, ktorý dosiahol senzitivity 83,95 % a špecificity 99,55 % pri použití na všetky signály databázy MIT-BIH.

ZÁVER

V práci boli popísané základné fyziologické funkcie srdca a princíp ich merania. Detailnejšie sa práca zaoberá popisom vzniku a prejavov komorových extrasystol v dlhodobých záznamoch EKG.

Cieľom práce bolo vyhotoviť literárny rešerš používaných algoritmov pre detekciu komorových extrasystol a realizovanie týchto alebo vlastných metód v programovacom prostredí Matlab. Detekcia bola realizovaná pomocou 3 rôznych metód založených na morfológických parametroch, vlnkovej transformácie signálu a energií signálu. Nakoniec boli všetky tieto metódy spojené dokopy a detekcia bola vyhodnotená aj týmto spôsobom.

Prvá z metód obsahovala 7 morfológických parametrov a využívala klasifikátor SVM s 6 typmi detektorov. Druhá metóda bola založená na vlnkovej transformácii signálu pomocou Haarovej vlnky. Pre detekciu boli využité 2 koeficienty a prahová hodnota. Prahová hodnota bola ďalej optimalizovaná z dôvodu vylepšenia úspešnosti detekcie pri použití na všetky signály. Posledná časť práce aplikovala teóriu energie signálu k odlíšeniu komorových extrasystol od normálnych rytmov. Bola použitá kombinácia RR intervalov s výpočtom energie signálu, ktorá bola následne opäť optimalizovaná pre správnu funkciu pri testovaní na všetkých signáloch. Nakoniec bola využitá aj teória o dĺžke energie signálu.

Vyhodnotenie úspešností a testovanie algoritmov bolo prevedené na všetkých signáloch databázy MIT-BIH. Celkovo sa jedná o 48 signálov o dĺžke záznamu 30 minút. Najlepších hodnôt senzitivity (83,95 %) a specificity (99,55 %) dosiahol nami vytvorený algoritmus založený na morfológických parametroch signálu. Parametre boli vytvorené na základe teoretických znalostí o prejavoch komorových extrasystol v EKG. Presnosť detekcie bola zrovnateľná s autormi iných prác, ktorý taktiež testovali svoj algoritmus na všetkých signáloch z databázy MIT-BIH.

Literatúra

- [1] *ECG interpretation made incredibly easy!*. 5th ed. Philadelphia: Wolters Kluwer/Lippincott Williams & Wilkins Health, c2011. ISBN 9781608312894.
- [2] BADA, Viliam. *Základy klinickej elektrokardiografie: [vysokoškolská učebnica]*. 3. preprac. vyd. Bratislava: Vydavateľstvo UK, 2002. ISBN 80-223-1718-7.
- [3] THALER, Malcolm S. *EKG a jeho klinické využití*. Praha: Grada, 2013. ISBN 978-80-247-4193-2.
- [4] ŠTEJFA, Miloš, Josef ŠUMBERA a Pavel BRAVENÝ. *Základy elektrokardiografie*. 2. preprac. vyd. Brno: Masarykova univerzita-Lékařská fakulta, 1991. ISBN 80-210-0265-4.
- [5] HABERL, Ralph. *EKG do kapsy*. Praha: Grada, 2012. ISBN 978-80-247-4192-5.
- [6] EKG & Arytmológia. *TECHmED* [online]. [cit. 2017-12-16]. Dostupné z: <https://www.techmed.sk/ekg-a-arytmologia-kniha/7>
- [7] Diagnostic ECG—The 12-Lead (Clinical Essentials) (Paramedic Care) Part 1. *What-when-how* [online]. [cit. 2017-12-16]. Dostupné z: <http://what-when-how.com/paramedic-care/diagnostic-ecgthe-12-lead-clinical-essentials-paramedic-care-part-1/>
- [8] HAMPTON, John R. *EKG stručně, jasně, přehledně*. Praha: Grada, 2013. ISBN 978-80-247-4246-5.
- [9] MARŠÁNOVÁ, L.; RONZHINA, M.; VÍTEK, M. Automatická klasifikace EKG s použitím morfologických parametrů. *Elektrorevue - Internetový časopis* (<http://www.elektrorevue.cz>), 2015, roč. 17, č. 4, s. 115-123. ISSN: 1213- 1539.
- [10] ZIDELMAL, Z., A. AMIROU, D. OULD-ABDESLAM a J. MERCKLE. ECG beat classification using a cost sensitive classifier. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* [online]. 2013, 111(3), 570-577 [cit. 2017-12-28]. DOI: 10.1016/j.cmpb.2013.05.011. ISSN 01692607. Dostupné z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169260713001685>
- [11] ALLAMI, Ragheed, Andrew STRANIERI, Venki BALASUBRAMANIAN a Herbert F. JELINEK. A count data model for heart rate variability forecasting and premature ventricular contraction detection. *Signal, Image and Video Processing* [online]. 2017, 11(8), 1427-1435 [cit. 2017-12-28]. DOI: 10.1007/s11760-017-1103-x. ISSN 1863-1703. Dostupné z: <http://link.springer.com/10.1007/s11760-017-1103-x>
- [12] ADNANE, Mourad a Adel BELOUCHRANI. Premature ventricular contraction arrhythmia detection using wavelet coefficients. In: *2013 8th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications (WoSSPA)* [online]. IEEE, 2013, 2013, s. 170-173 [cit. 2018-05-14]. DOI: 10.1109/WoSSPA.2013.6602356. ISBN 978-1-4673-5540-7. Dostupné z: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6602356/>

- [13] SHEN, Chia-Ping, Wen-Chung KAO, Yueh-Yiing YANG, Ming-Chai HSU, Yuan-Ting WU a Feipei LAI. Detection of cardiac arrhythmia in electrocardiograms using adaptive feature extraction and modified support vector machines. *Expert Systems with Applications* [online]. 2012, 39(9), 7845-7852 [cit. 2018-05-16]. DOI: 10.1016/j.eswa.2012.01.093. ISSN 09574174. Dostupné z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417412001066>
- [14] A. Pachauri and M. Bhuyan, "Wavelet and energy based approach for PVC detection", in 2009 International Conference on Emerging Trends in Electronic and Photonic Devices & Systems, 2009, pp. 258-261.
- [15] I. S. N. Murthy and M. R. Rangaraj, "New Concepts for PVC Detection", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-26, no. 7, pp. 409-416, 1979.
- [16] Support vector machines (SVM) [online]. [cit. 2018-04-15]. Dostupné z: https://is.muni.cz/el/1433/podzim2006/PA034/09_SVM.pdf
- [17] Can Ye, M. T. Coimbra, and B. V. K. Vijaya Kumar, "Arrhythmia detection and classification using morphological and dynamic features of ECG signals", in 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2010, pp. 1918-1921.
- [18] KOZUMPLÍK, J. *Analýza biologických signálů*. Brno, Elektronická skripta FEKT VUT v Brně, 2011.
- [19] Awadhesh Pachauri, A New Approach to ECG Peak Detection, Research Gate, 29 April 2017 / Pachauri, Awadhesh & Bhuyan, Manabendra. (2010). A New Approach to ECG Peak Detection.
- [20] S. Ittatirut, A. Lek-uthai, and A. Teeramongkonrasmee, "Detection of Premature Ventricular Contraction for real-time applications", in 2013 10th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, 2013, pp. 1-5.
- [21] O. T. Inan, L. Giovangrandi, and G. T. A. Kovacs, "Robust Neural-Network-Based Classification of Premature Ventricular Contractions Using Wavelet Transform and Timing Interval Features", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 12, pp. 2507-2515, 2006.
- [22] S. Karimifard and A. Ahmadian, "A robust method for diagnosis of morphological arrhythmias based on Hermitian model of higher-order statistics", *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 10, no. 1, p. 22-, 2011.
- [23] Y. Jung and H. Kim, "Detection of PVC by using a wavelet-based statistical ECG monitoring procedure", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 36, pp. 176-182, 2017.
- [24] L. S. C. de Oliveira, R. V. Andreão, and M. Sarcinelli-Filho, "Detection of Premature Ventricular Beats in ECG records using Bayesian networks involving the P-Wave and fusion of results", in 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2010, pp. 1131-1134.

Zoznam symbolov, veličín a skratiek

SA – sinoatriálny uzol
AV – atrioventrikulárny uzol
 Na^+ – kation sodíka
 K^+ – kation draslíka
 Ca^{2+} – kation vápnika
EKG – elektrokardiografia, elektrokardiogram
aVR – pravý zosilený vektor
aVL – ľavý zosilený vektor
aVF – zosilený vektor nohy
WCT – Wilsonov centrálny terminál
KES – komorová extrasystola
s – sekunda
Hz – Hertz
bpm – počet úderov srdca za minútu
SVM – algoritmus podporných vektorov
rbf – radiálna bázová funkcia
WT – vlnková transformácia
DWT – diskretná vlnková transformácia